

E-state : 脳波を用いた操作コマンド生成手法

大場 隆史¹ 濱川 礼¹

概要：本論文では、非侵襲的測定による脳波を機械学習を用いて分類し、時系列の判定結果をコマンドとする手法「E-state」について述べる。脳活動に関する研究は多くみられ、脳波等を検出し機械などを操作するBCI (Brain Computer Interface) を用いた研究では様々な手法が発表されている。特に、脳に直接埋め込まない非侵襲式BCIを用いた研究の発展は目覚ましい。しかし多くの手法が訓練に時間が掛かる、使用できる環境に限りあるなどの問題が存在している。E-stateでは機械学習によって脳波を集中/リラクスの2クラス分類を行い、時系列出力をコマンドとすることで、訓練時間の短縮や使用可能環境に制限が少ない手法を提案する。

Operation command generation system using EEG

TAKASHI OHBA¹ REI HAMAKAWA¹

Abstract:

In this paper, we describe "E-state" which classifies electroencephalograms by non-invasive measurement using machine learning and uses time series judgment results as commands. There are many researches on brain activity, various studies have been published in research using BCI (Brain Computer Interface) which detects brain waves and the like and manipulates machines and the like. Especially, the development of research using non-invasive BCI which is not directly embedded in the brain is remarkable. However, many methods take time to train, there are problems such as limited use environment. In this system, we classify two classes of brain wave concentration / relaxation by machine learning and use the time series output as a command to propose a method that shortens training time and few restrictions on usable environments.

1. はじめに

近年、様々なインターフェースが開発されている。その中でも手の操作の代替となるシステムの研究は多く行われている。手の代替の例として、音声 [1] や視線 [2] 等が挙げられる。また、脳波においては医療や福祉関連だけでなくゲーム・エンターテインメントでも注目を浴びている。

世界のBCI市場は、2017年に1億\$を突破し、近年年率10%以上の成長を見せた。今後も医療ヘルスケアやゲーム・エンタテインメントなどの需要拡大が牽引し、15~22%程度の高成長が続くものと見られ、2022年には2.5億\$を超えるものと予測されている [3]。それに伴い、BCIを用いた研究も発展している。

BCIで用いる脳活動の測定方法は、侵襲式と非侵襲式

の大きく2つに分類される。侵襲式は外科手術により脳信号を測定するための電極を脳に埋め込み、直接神経活動を測定し信号を取得する。この方式では脳信号の測定に対するノイズが少なく高い精度の脳波を取得可能であるが、脳を直接傷つけるなどリスクが高い。代表的な例として、SUA(single unit activity),LFP(local field potential)等が挙げられる。非侵襲法は電極を頭皮の上から接触させる。そのため外科手術の必要がなく安全である。非侵襲式はノイズを多く含み、解析が困難であったが、近年の脳計測装置の発展により克服されるようになりつつある。代表的な例としてEEG(electroencephalography)、脳磁図などが挙げられる [4]。

また、非侵襲式のBCIを用いたインターフェースの研究では様々な手法が取られている。Farwellら [5] は事象関連電位であるP300という脳波で、注視した瞬間を判定し、文字入力を可能としている。鷹箸ら [6] は事前に脳波の登

¹ 中京大学 工学部
School of Engineering Chukyo University

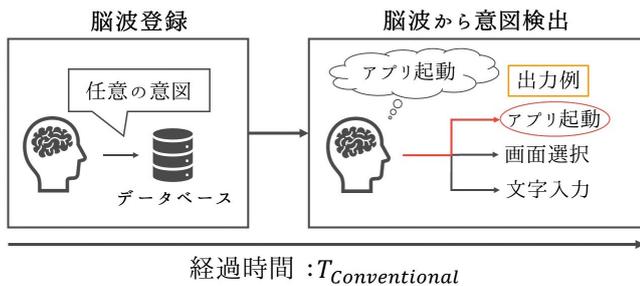


図 1 従来の手法のイメージ図

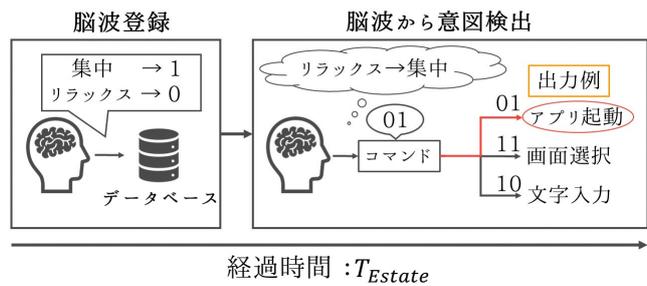


図 2 E-state のイメージ図

録訓練を行うことで特定の数字を連想することで車いすを動かすことを可能としている。しかし、これらの研究では使用可能環境に制限がある場合や脳波の登録や訓練に時間が掛かる場合が多く、ユーザビリティが高いとは必ずしも言えない。

E-state では非侵襲式の BCI を用いて脳波による操作の簡潔化及び登録にかかる時間の軽減を目指す手法を提案する。従来の脳波をインタフェースに用いる研究は脳波から直接ユーザの意図を読み取り、その意図の内容を出力する手法を取っている。しかしこの手法では脳波登録に数時間、脳波からの意図検出に十数秒掛かるなどの条件が存在する。それらの条件を克服するため、E-state では使用する脳波の状態を「集中：1」と「リラックス：0」に絞る。そして、時系列の出力をコマンドとすることで様々な出力が可能とする手法である。ここで、コマンドは「010」などの「0」と「1」で構成された信号とする。また、E-state の名前は EEG(electroencephalography) の頭文字「E」と状態を意味する「state」からなる。

2. 関連研究

脳波を用いたインターフェースの研究は多く行われており、様々な手法により実現されている。

2.1 事象関連電位を用いた手法

脳波の 1 種である事象関連電位を用いた研究がある [7]。視覚・聴覚・感覚・味覚・臭覚等の刺激がそれぞれ特有の神経経路を通り、脳に伝えられる。それらの刺激を受け取っ

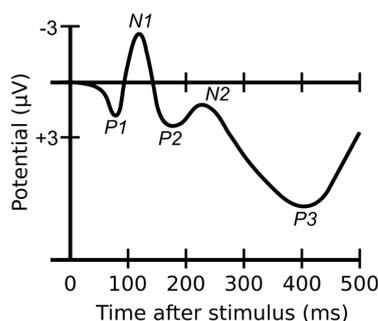


図 3 P300 等を含んだ事象関連電位を示す波形の例*1

た脳は、その感覚情報を処理を行う（注意・認知・課題解決・随意運動への心理・精神活動など）。その上必要であれば運動を惹起させることもある。このような一連の精神活動の過程で出現する電位を総称して ERP(Event Related Potentials; 事象関連電位) と呼ばれている [8]。

Farwell ら [5] は事象関連電位 (ERP) のなかでも、刺激に対する認知反応が 300ms 前後で発生する P300 (図 3) [4] を利用することで、四肢麻痺患者が注視させた瞬間を判定し、文字入力を可能としている。しかし、この手法は想定ユーザが手の不自由な障がい者である。健常者にとって特定の刺激によって反応する脳波を用いることは、受動的なシステムとなりユーザビリティが高いとは言えない。E-state の手法では脳波測定可能者であれば使用でき、幅広く同じユーザビリティのまま利用可能である。

2.2 集中度を用いた手法

集中度を指標とした研究も存在する。

日高ら [9] は手の代替として脳波解析をすることで、スマートフォン上のアプリケーションを自動制御する方式を提案している。この研究ではスマートフォンに新着のメールやニュースが来たことを音声で通知。その通知を聞いた後の脳波データをサーバ上の学習モデルを基に判定し、その一定時間の集中頻度結果によってアプリケーションの自動制御を可能としている。しかしこの手法もまた、起動したいアプリケーションからの通知を起因として起動することしか出来ないため、ユーザが能動的にアプリケーションを起動することが出来ない。E-state の手法では起動したいアプリケーションからの通知なしで出力として設定できるため、ユーザが能動的にアプリケーションの起動することが可能である。

2.3 分類器を用いた手法

機械学習によって作成した学習モデルを分類器として用いた研究も存在する。

Ori ら [10] は非侵襲式の BCI を用いた「階層的ポイントング・デバイス」という手法を提案している。この研究では、画面全体を 4 分割し、4 つの画面にある利用したい項目を含む画面を選択することを繰り返すことで任意の

目を選択できる．選択判定には Emotiv Epoc[11] のさまざまな顔の表情と関連している神経信号を検出や，特定の思考と関連付けた脳波パターンを検出するように学習させる機能を用いている．この手法では画面上の任意の項目を選択するという使用条件に制限がある．E-state では非侵襲式の BCI を装着可能な場面であれば使用可能である．

3. 脳波を用いたインターフェース

E-state では BCI と Android 端末を Bluetooth 接続し，Android 端末を介して脳波データを取得する．ユーザには初期学習として，集中及びリラックス状態の脳波計測を行う．初期学習によって作成した学習モデルは，サーバに格納される．脳波の判定はリアルタイムで行われる．脳波データの 2 クラス分類の結果を「0」,「1」とし，その N 個の時系列結果を 2 進数と見なすことで N bit のコマンドとする (図 4)．

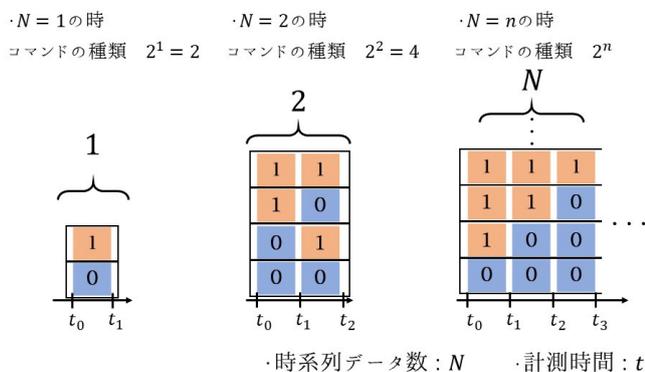


図 4 コマンドの構成

3.1 脳波解析

機械学習を用いて脳波の 2 クラス分類，判定を行う．

3.1.1 脳波状態定義

E-state では機械学習を用いて脳波の 2 クラス分類を行う．脳波信号には帯域ごとに名称がついており各帯域が様々な機能に関わると言われている [12]．その中でも α 波はリラックス， β 波は集中に結び付けて分類を行う研究が多くみられる [13]．また，脳波活動には個人差が存在する [14]．石塚ら [15] は被験者 4 人に目を閉じリラックスした状態，リラックス効果があると言われているクリスタル演奏を CD で聞いた場合と生演奏を聞いた場合の状態の脳波を測定する実験を行った．その結果，各状態それぞれにおいて個人差は存在すると述べている．

表 1 脳波状態定義

	状態 R	状態 C
状態内容	リラックス	集中

以上より分類する脳波の状態は，ユーザがリラックス状態の脳波である状態 R と集中状態の脳波である状態 C と定義した (表 1)．そして，各状態の脳波登録には，個人

差を補うために個々の脳波データの使用且つ機械学習を用いる．

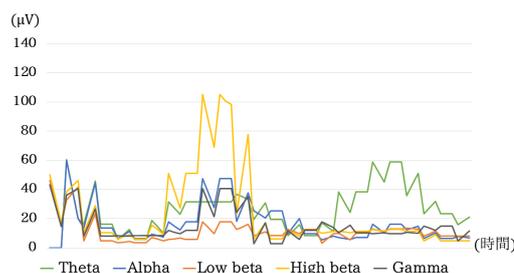


図 5 集中状態の脳波例

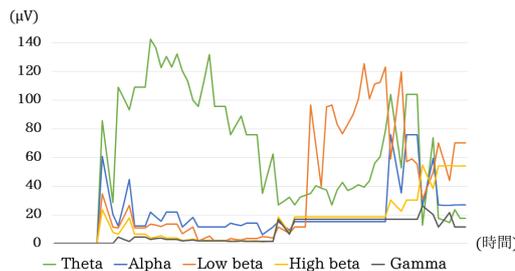


図 6 リラックス状態の脳波例

3.1.2 特徴量

学習させる時系列脳波データの特徴量について述べる．E-state では，BCI と Android 端末に Bluetooth 接続の使用やリアルタイムの脳波データ解析を行う．また，リアルタイム判定の遅延防止のため学習用脳波データは，脳波測定デバイス 5 ヶ所 (図 7) の電極から 0.1 秒間隔で取得した 5 種の脳波データ (α 波, β 波, Low- β 波, High- β 波, γ 波) の 1 秒分計 250 種の特徴量を学習用脳波データの特徴量とした．また，学習用脳波データ B の構造及び条件は図 8 と式 (1), (2) のようになっている．

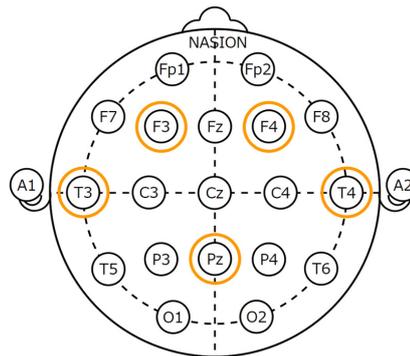


図 7 国際 10-20 法における電極位置

3.1.3 学習モデル作成

定義した特徴量を基に学習モデルを作成する．脳波の判定を行う手法には幅広い環境下で利用できるように比較的計算量が小さく良質な解が期待できる softmax 回帰による単純パーセプトロンを用いる．また E-state では，学習モデル作成は，人間の集中継続時間は 8 ~ 15 秒と言われているため [16][17]，リラックス状態の脳波及び集中状態の脳

波それぞれを 15 秒間の脳波データをデータセットとして用いる。

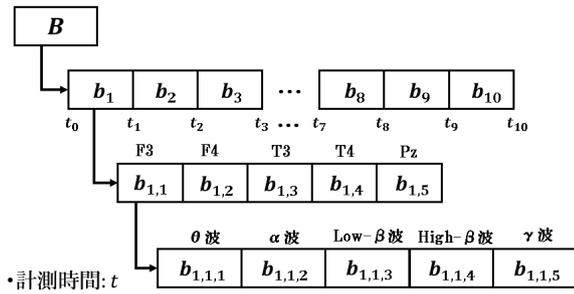


図 8 学習用脳波データ構造

$$T(= t_0, t_1, t_2, \dots, t_8, t_9, t_{10})$$

$$(t_{10} - t_0 = 1.0, t_n - t_{n-1} = 0.1, 0 \leq n \leq 10)$$

(1)

$$B(= b_1, b_2, b_3, \dots, b_8, b_9, b_{10})$$

(2)

3.1.4 脳波判定

Android 端末から転送される 1 秒間の脳波データを学習モデルを基に判定を行い、状態 R (リラックス状態の脳波) か状態 C (集中状態の脳波) かの割合の算出及び判定を行う。

3.2 出力

脳波の時系列の判定結果を出力データとする。E-state では状態 R (リラックス状態の脳波) の判定の場合は「0」、状態 C (集中状態の脳波) の判定の場合「1」とし、 2^N 種類のコマンドを生成可能である。

4. E-state を用いたシステム実装

4.1 システム構成

E-state を用いて作成したシステムは BCI, Android 端末, サーバからなる (図 9)。Android 端末は Bluetooth^{*3} の機能を有した脳波測定ヘッドセットを介して、脳波データを取得する。機械学習には Python で書かれた、TensorFlow または CNTK, Theano 上で実行可能なニューラルネットワークライブラリである Keras[18] を用いる。また、BCI には Emotiv Insight (図 10) を使用している。Emotiv Insight[11] は 5 つの電極 (図 7^{*4} の F3, F4, T3, T4, Pz) を持ち、それぞれ 波 (4-8Hz), 波 (8-12Hz), Low-波 (12-16Hz), High-波 (16-25Hz), 波 (25-45Hz) の 5 種類の、脳波を高速フーリエ変換した値を出力する。

脳波測定ヘッドセットから受信した 1 秒間の脳波データを Android 端末からサーバに送信する。サーバでは受信した 1 秒間の脳波データの判定及びその結果を Android 端末

^{*3} Bluetooth Low Energy (Bluetooth 4.2)

^{*4} 国際 10-20 法から引用”<https://ja.wikipedia.org/wiki/脳波>”

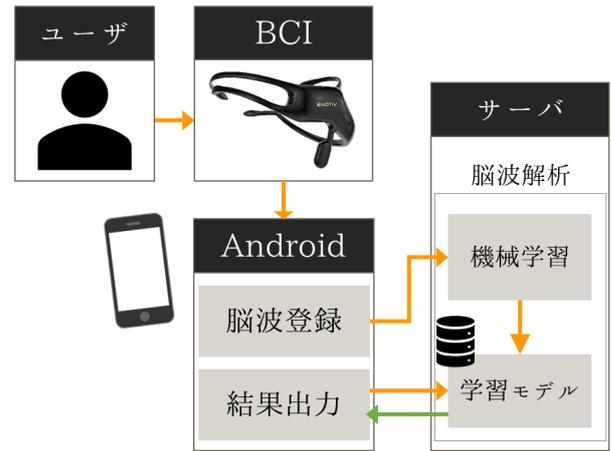


図 9 システム構成



図 10 Emotiv Insight

に送信する。判定結果を受け取った Android 端末は送信した 1 秒間の脳波データの判定情報を出力し、蓄積した判定結果を基に出力を決定する。

4.2 システムの流れ

E-state の手法を用いて構築したアプリケーションは図 11 の画面で構成され、図 12 のように BCI デバイスを装着し、Android 端末を用いて利用する。

(1) 集中・リラックス状態の脳波登録

メイン画面 (図 11(1)) でナビゲーションドロー*⁵ (図 11(2)) を表示し、脳波登録画面 (図 11(3)) に遷移する。集中、リラックス状態の脳波それぞれを登録する。集中状態の脳波登録では黒い点を表示し、注視することで脳波の変化を促している [19]。リラックス状態の脳波登録では、呼吸を深く、脳波のノイズの軽減のため薄目を開けた状態で行う。

(2) 脳波データ判定開始

ユーザのタイミングで 1 秒毎の脳波データを解析開始し、その結果を Android 端末に表示。この際、解析開始してから 5 秒間は待機時間となり、「*」が出力される。また、現時点の脳波の状態を可視化するために画

^{*5} 画面の左端にアプリのメインナビゲーションオプションを表示するパネル

面(図11(4))には解析開始時点からの、脳波が集中状態かリラックス状態かの割合をグラフで表示している。

(3) 出力

(2)で蓄積した判定結果を出力。図11(4)では0~1秒間,1~2秒間をリラックス状態と判定し,2~3秒間を集中状態と判定している。



図11 学習モデル作成から利用までの画面例

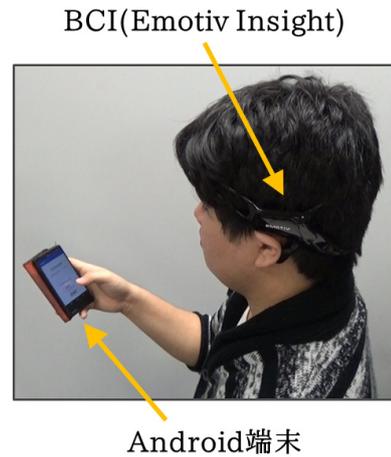


図12 利用イメージ

5. 評価

E-stateの精度の検証についての考察するため、評価実験を筆者が行った。実験で出力できるコマンドを $2^1, 2^2, 2^3$ 種類に設定した。

5.1 実験手順

E-stateで構築したアプリケーションを用いて、脳波の登録及びコマンドを出力する実験を行った。実験では $2^1, 2^2, 2^3$ 種類のコマンドを各種でランダムに行い、失敗回数をカウントした。結果は表2, 3, 4, 5の通りである。全体の平均失敗($2^1 + 2^2 + 2^3$)回数は2.5回であり、コマンドが 2^3 種類の平均失敗数が一番多い。

表2 2^1 種類の時の結果

指定	結果	「0」	「1」	合計失敗数
「0」		0	0	0
「1」		0	0	0

表3 2^2 種類の時の結果

指定	結果	「00」	「01」	「10」	「11」	合計失敗数
「00」		1	0	0	0	1
「01」		1	0	0	0	1
「10」		0	0	0	0	0
「11」		0	0	0	0	0

表4 2^3 種類の時の結果

指定	結果	「000」	「001」	「010」	「011」	「100」	「101」	「110」	「111」	合計失敗数
「000」		1	0	0	0	0	0	0	0	1
「001」		3	1	0	0	0	0	0	0	4
「010」		5	0	2	0	0	0	0	0	7
「011」		0	0	2	0	0	0	1	3	3
「100」		0	0	1	1	2	0	0	0	4
「101」		2	0	2	0	0	0	1	5	5
「110」		1	0	1	1	0	1	4	9	9
「111」		0	0	0	0	0	0	0	0	0

表5 各種の平均失敗数

コマンドの種類	平均失敗数
2^1	0
2^2	0.5
2^3	4.15
$2^1, 2^2, 2^3$	2.5

6. 考察

実験の結果より，状態が連続しているコマンド「000」，「111」などのコマンドは失敗が少ないことがわかる．しかし，集中状態とリラックス状態を交互に脳波を操作する必要がある「010」，「101」などのコマンドは失敗が多いこともわかる．よって，コマンド入力精度向上には，すべての判定の時間間隔を1秒以上に変更か後半の判定の時間間隔を1秒以上に変更が必要だと考えられる．その上，E-stateでは以下の問題も存在している．

(1) 判定区間確認方法

(2) 演算による判定結果の遅延

(1)は，脳波を操作するタイミングが1秒前の判定結果を確認後であるため，ユーザの意図するタイミングで判定が行われていないのではないかと考えられる．その上，判定結果を確認する行為自体が集中することに繋がることも考えられ，脳波をリラックス状態に操作する妨げになる問題も存在している．(2)は，脳波データがBCIからAndroid端末を介してサーバに送られ，脳波の状態判定に掛かる時間が1秒以上掛かる場合が存在し，この問題もまたユーザの意図するタイミングではないタイミングで判定が行われる問題に繋がっていると考えられる．また本実験では被験者の人数が少ないため，複数人による脳波を操作しやすい人と操作しにくい人における差異やコマンドの種類による差異などの検証も必要だと考えられる．

7. 展望

本論文ではコマンドを生成しているだけであるが，それぞれのコマンドをアプリケーションの起動などに結び付けることで様々な操作にも応用することが可能であると考えられる．また，E-stateでは個人差の存在する脳波を個別で登録しているため，登録した本人以外では思い通りに動かない仕様となっている．その登録した脳波データの独立性を利用することで個人認証の技術に応用できるのではないかと考える．しかし，脳波をバイオメトリクス認証として利用する研究は既に存在しており，利用するためにはユーザの意図するタイミングによる脳波操作についての問題解決が必須であると考えられる．

参考文献

- [1] SRI International, Apple Inc. Siri. <https://www.apple.com/jp/ios/siri/>.
- [2] Pivi Majaranta. Communication and text entry by gaze. pp. 63–77, 01 2012.
- [3] Global brain computer interface (bci) market analysis by product (invasive, partially invasive, non-invasive), by application (healthcare, smart home control, communication & control, entertainment, gaming), by end-use (medical, mili-

- tary) and segment forecasts to 2022. <https://www.grandviewresearch.com/industry-analysis/brain-computer-interfaces-market>, 2016.
- [4] 宮内哲, 星詳子, 菅野巖, 栗城眞也. 脳のイメージング. 2016.
- [5] L. A. Farwell and E. Donchin. Talking off the top of your head: Toward a mental prosthesis utilizing event-related brain potentials. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, Vol. 70, pp. 510–523, 1988.
- [6] 鷹箸孝典, 阿部拓真, 中沢実. 脳波を用いた車いすロボット制御システム. 情報処理学会 インタラクシオン, 2015.
- [7] J N Mak, Y Arbel, J W Minett, L M McCane, B Yuksel, D Ryan, D Thompson, L Bianchi, and D Erdogmus. Optimizing the p300-based braincomputer interface: current status, limitations and future directions. *Journal of Neural Engineering*, Vol. 8, No. 2, p. 025003, 2011.
- [8] 関東神経生理検査技術研究会ピギナーのためのerp(事象関連電位)入門. <http://www2.oninet.ne.jp/ts0905/erp/erpsemi.htm>.
- [9] 日高智貴, 王元元, 河合由起子, 奥田次郎. 脳波を用いたスマートフォンアプリ自動制御方式. 情報処理学会 インタラクシオン, 2015.
- [10] Ori Ossmy, Ofir Tam, Rami Puzis, Lior Rokach, Ohad Inbar, and Yuval Elovici. Minddesktop: a general purpose brain computer interface. *CoRR*, Vol. abs/1705.07490, , 2017.
- [11] Emotiv. <https://www.emotiv.com/>.
- [12] 高橋宏知. メカ屋のための脳科学入門:脳をリパースエンジニアリングする. 2016.
- [13] 野口稔明, Kosin Chamnongthai, 坂主樹哉, 山田功. 簡易脳波センサ mindwave で計測される車椅子使用時の集中度とリラックス度の解析. 自動制御連合講演会講演論文集, Vol. 57, pp. 1563–1564, 2014.
- [14] 伊藤伸一, 満倉靖恵, 福見稔, 赤松則男. 脳波の個人特性を考慮した脳波分析法の提案. 電気学会論文誌C (電子・情報・システム部門誌), Vol. 124, No. 6, pp. 1259–1266, 2004.
- [15] 石塚麻実, 志賀一雅. 聞くだけで脳の疲れがとれる cd ブック. 2016.
- [16] 中井隆栄. Tv コマーシャルの時間が15秒なわけ. <http://www.magicclamp.co.jp/blog/archives/2369>.
- [17] 石川善樹. 仕事はうかつに始めるな 働く人のための集中力マネジメント講座. 2017.
- [18] Francois Chollet. Keras. <https://keras.io/ja/>.
- [19] 石川由羽, 吉田智奈美, 高田雅美, 城和貴. 脳波個人認証のための特徴抽出. 研究報告数理モデル化と問題解決(MPS), Vol. 2014, No. 20, pp. 1–6, feb 2014.