

P300脳波解析における畳み込みニューラルネットワークの応用

Convolutional Neural Network Application for ERP Classifications in a P300-based Brain-Computer Interface



兒玉拓巳, 牧野昭二
筑波大学 生命領域学際研究センター



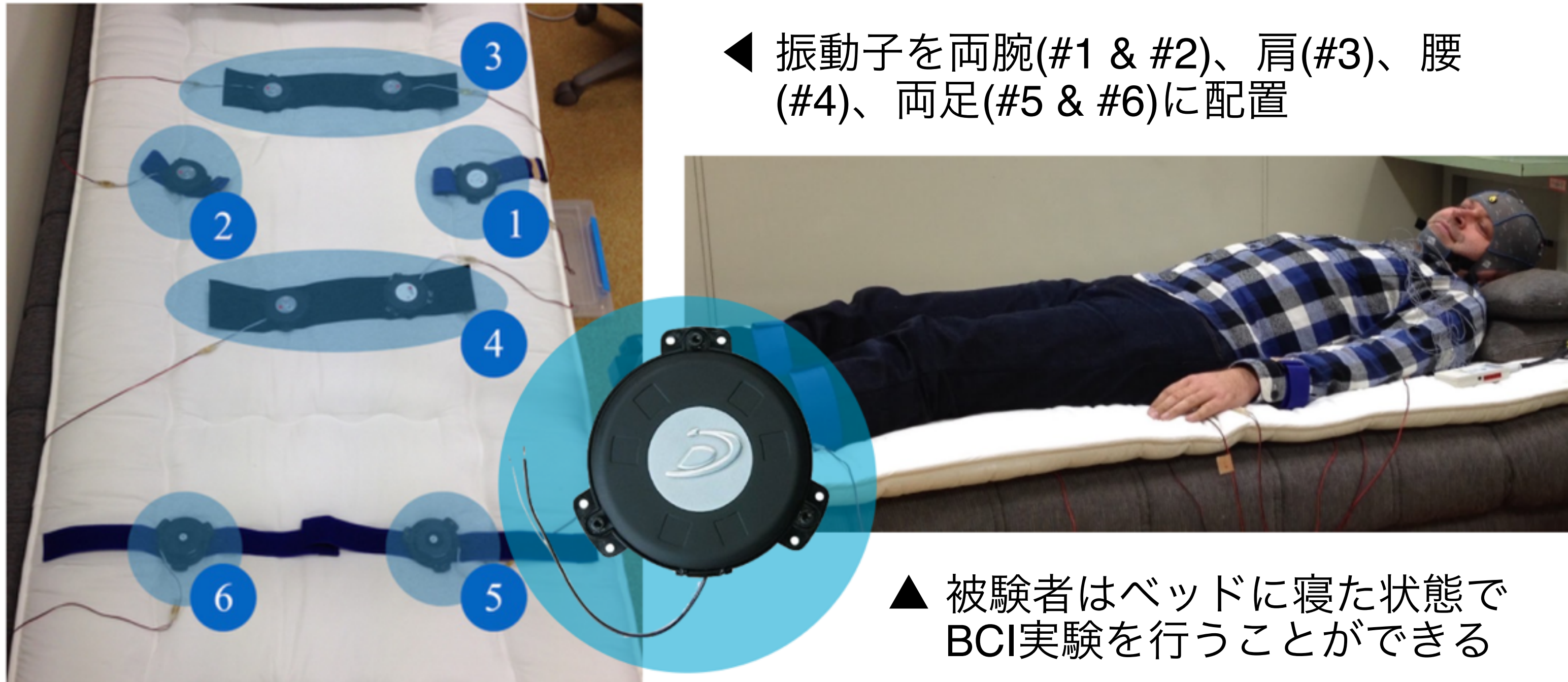
▲ IEEE EMBC2017(7月, 韓国)にて、Student Paper Competition Finalistに

要旨

本研究では、主に画像認識タスクに用いられる畳み込みニューラルネットワーク(Convolutional Neural Networks, 以下CNN)を、刺激駆動型BCIで計測したP300脳波解析へ応用し、コマンド識別率(Classification Accuracy)を向上させることを試みた。

全身振動刺激型BCI

データセットには、全身振動刺激型BCI (Full-body vibrotactile P300-based BCI, 以下fbBCI)を用いた [1]。fbBCIは、8つの振動子(エキサイター)を被験者の背後部に配置し、6種の振動刺激パターンを与えることによりP300反応を誘発する。各振動子を布団の上に配置し、その上に被験者を寝かせて実験を行うため、寝たきり患者にも適用できるという利点がある。振動刺激パターンの位置は、コマンド識別精度向上のため、両腕、肩、腰、両足と広範囲に分散させている。判別アルゴリズムに非線形SVMを用いた場合、コマンド識別率は10被験者平均で59.78%を記録した [2]。



◀ 振動子を両腕(#1 & #2)、肩(#3)、腰(#4)、両足(#5 & #6)に配置

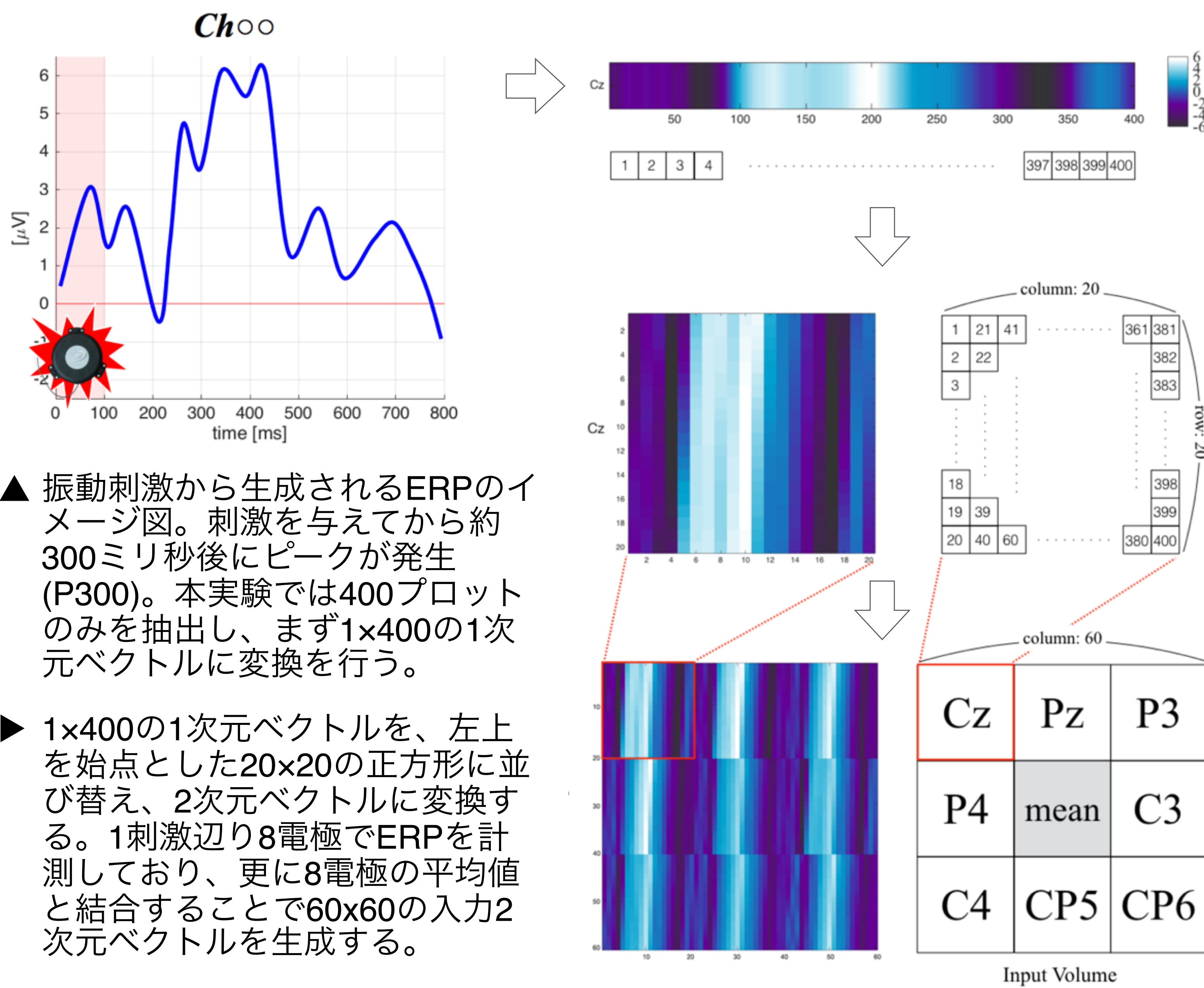
▲ 被験者はベッドに寝た状態でBCI実験を行うことができる

データセットの各条件項目とその詳細は以下表の通り。

条件項目	詳細
被験者数	10 (平均: 21.9歳)
実験セット数	計6セット (学習1, 評価5)
脳波計	g.USBamp active EEG system
サンプリング周波数	512 Hz
電極位置	Cz, Pz, C3, C4, P3, P4, CP5, CP6 (計8ch)
振動刺激周波数	40 Hz
振動刺激提示区間	100 ms

入力画像の生成

本実験では、1電極辺り512Hzで計測されたERPを、400プロットのみ(約800ミリ秒区間)を抽出し、1×400の1次元ベクトルから20×20の2次元ベクトルに変換する。CNNへの入力画像として、1刺激あたり9つの2次元ベクトル(8電極+各電極の平均)を取得し、グリッド状に並べることで60×60の2次元ベクトルを生成した [3]。

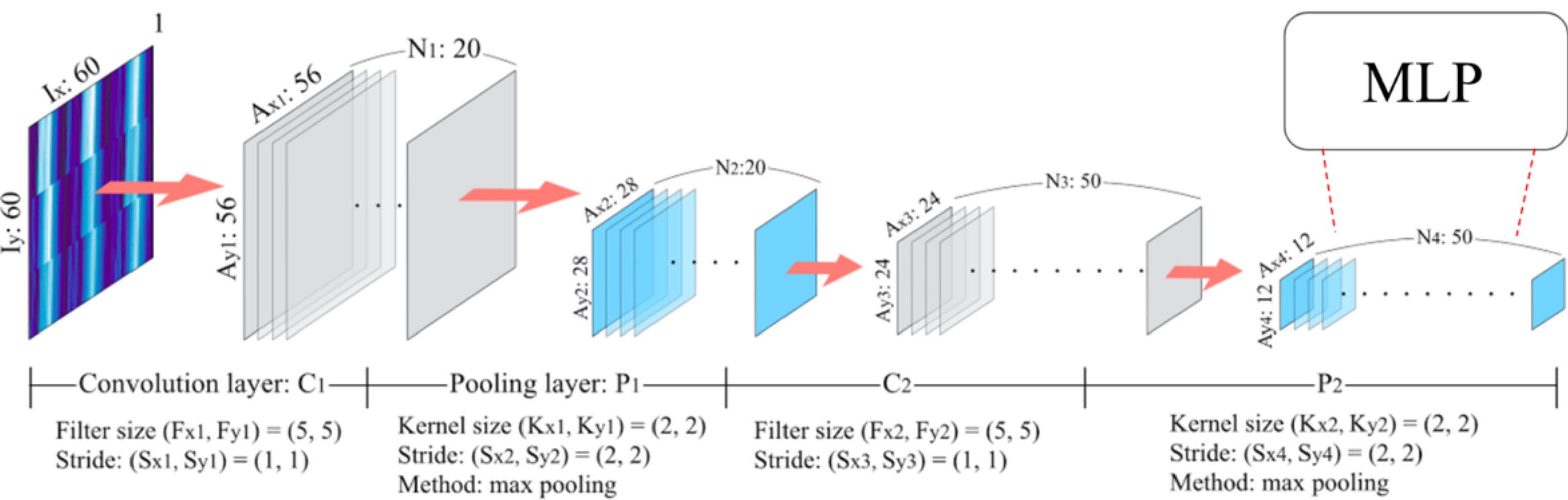


▲ 振動刺激から生成されるERPのイメージ図。刺激を与えてから約300ミリ秒後にピークが発生(P300)。本実験では400プロットのみを抽出し、まず1×400の1次元ベクトルに変換を行う。

▶ 1×400の1次元ベクトルを、左上を始点とした20×20の正方形に並び替え、2次元ベクトルに変換する。1刺激辺り8電極でERPを計測しており、更に8電極の平均値と結合することで60×60の入力2次元ベクトルを生成する。

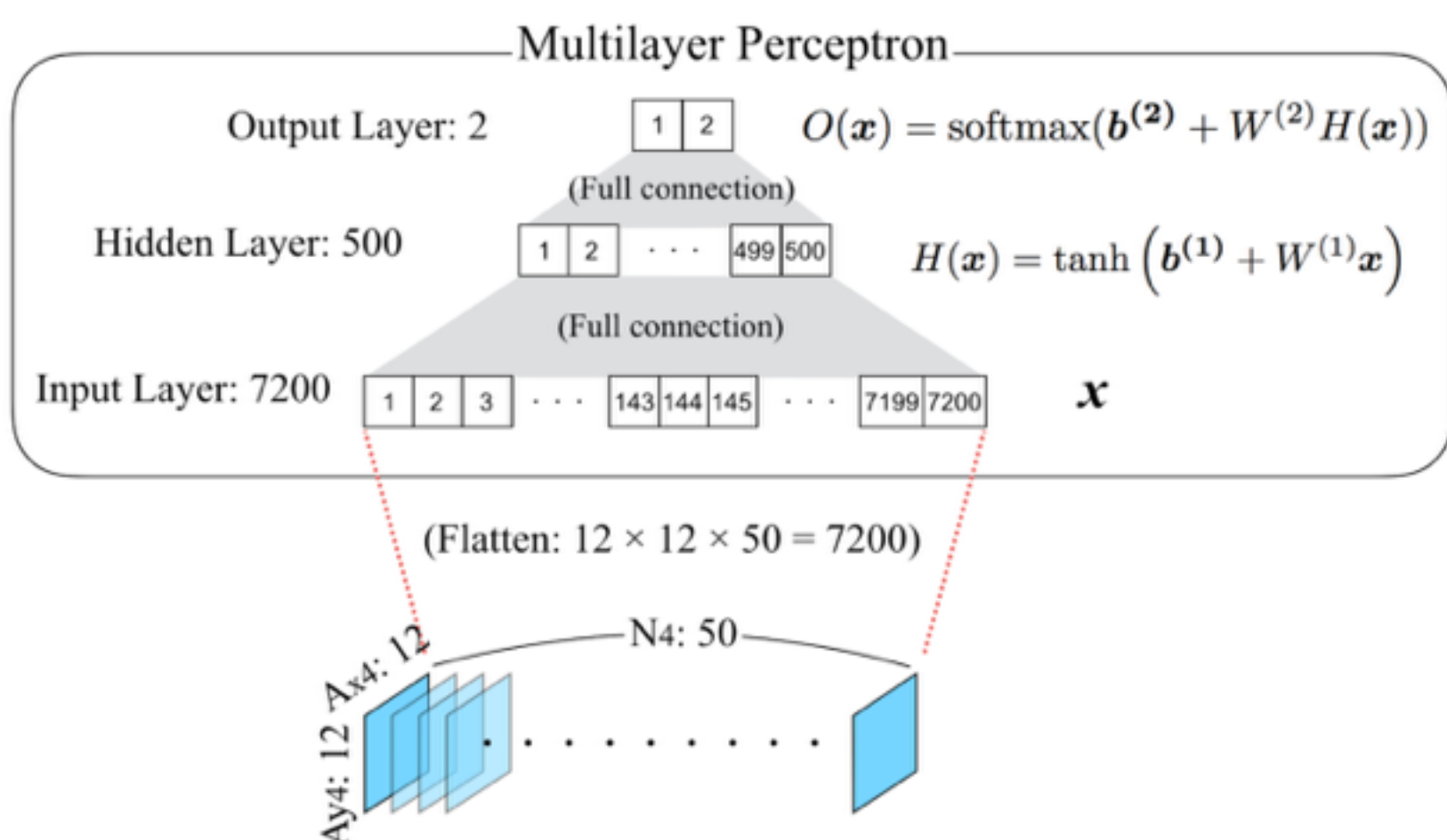
CNNの構成

CNNのアーキテクチャは、2つの畳み込み層と2つのプーリング層をそれぞれ交互に挟む形で構成された。1つの刺激に対する8つの電極とその平均値のERPが含まれた(60, 60)の入力2次元ベクトル画像は、上記4つの層を経ることで(12, 12)の2次元ベクトルへと変換される。2次元ベクトルの要素数と、フィルター数50を掛け合わせることで、12×12×50=7200要素を多層パーセプトロンの入力層とした。多層パーセプトロンでは、中間層を経て、2ユニットが配置されている出力層にて、入力された2次元ベクトル画像に記録されたERP内にP300が存在するか、否か(ターゲットか、ノンターゲットか0を判定する [3]。



▲ 本実験で用いたCNNのアーキテクチャの概念図。入力2次元ベクトルが各畳み込み(Convolution)層とプーリング(Pooling)層を経て縮小されていき、全結合を経て多層パーセプトロンに入力される。

▶ 多層パーセプトロン内での処理概要。入力層に7200ユニット、中間層に500ユニット、出力層に2ユニットを配置している。



実験結果

fbBCIデータセット内の各被験者に対し、被験者単位での交差検証(例、No.1~9のERPで学習したモデルを用いてNo.10のERPを評価)を行いコマンド識別率を計測した結果、10被験者平均で79.66%を記録した。SVMを始めとする従来手法では、被験者ごとにモデル学習が必要な一方で、CNNを用いるとデータセットのデータ量が十分な場合、新たな被験者のモデル学習が不要になることがある。

被験者No.	コマンド識別率 [%]
1	97.22
2	30.0
3	72.22
4	86.11
5	94.44
6	88.89
7	86.11
8	100.0
9	100.0
10	46.7
平均	79.66

まとめ

刺激駆動型BCIで取得したERPを正方形の2次元ベクトルに変換の上、CNNに入力してコマンド識別率を計測した結果、10被験者平均で従来手法に比べ約20%の改善に成功した。更に、被験者間での交差検証にも成功し、既に被験者データが蓄積されている場合、新規のモデル学習が不要となる可能性がある。

参考文献

1. T. Kodama, S. Makino and T.M. Rutkowski, "Tactile Brain-Computer Interface Using Classification of P300 Responses Evoked by Full Body Spatial Vibrotactile Stimuli," in Proc. the Asia-Pacific Signal and Information Processing Association Annual Summit and Conference 2016 (APSIPA ASC 2016), IEEE Press, pp. Article ID: 176, Dec. 2016. doi: 10.1109/APSIPA.2016.7820734.
2. T. Kodama, K. Shimizu, S. Makino and T.M. Rutkowski, "Full-body Tactile P300-based Brain-computer Interface Accuracy Refinement," in Proc. the International Conference on Bio-engineering for Smart Technologies 2016 (BioSMART 2016), IEEE Press, pp. 20-23, Dec. 2016.
3. T. Kodama and S. Makino, "Convolutional Neural Network Architecture and Input Volume Matrix Design for ERP Classifications in a Tactile P300-based Brain-Computer Interface," in Proc. the 39th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC 2017), IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, pp. 3814-3817, Jul. 2017.