

4Dimensional Convolutional Neural Network を用いた fMRI データ解析手法の提案

Suggestion of the fMRI data analytical technique
using 4Dimensional Convolutional Neural Network

田村 陵大*¹
Ryota TAMURA

蜂須賀 啓介*²
Keisuke HACHISUKA

奥野 英一*²
Eiichi OKUNO

日和 悟*¹
Satoru HIWA

廣安 知之*¹
Tomoyuki HIROYASU

*¹同志社大学大学院生命医科学研究科
Graduate School of Life and Medical Sciences, Doshisha University

*²株式会社デンソー
DENSO CORPORATION

With along to the technical progress in brain functional imaging, human brain functional information can be measured easily and this information is applied into industrial products. In our study, the learning system which can predict human's status using brain functional imaging information is developed. CNN which is one of the deep learnings (DL) is applied for the learning system. Since brain functional imaging information consists of four dimensions (three for spaces and one for time), the DL should treat this four dimension information. In this paper, how CNN treats four dimension information is described.

1. はじめに

近年, fMRI(functional Magnetic Resonance Imaging) や, fNIRS(functional Near Infrared Spectroscopy) のような非侵襲の脳機能イメージング装置が発達し, ヒトの脳機能を計測可能な時代となっている. 現在, 脳科学の分野では, それらの装置で得られた脳機能イメージングデータからヒトの状態を知ることが必要とされている. 脳機能イメージングデータからヒトの状態がわかれば, うつ病などの精神疾患の診断支援や, BMI(Brain Machine Interface) のように, 脳機能で機械を操作することなどに利用することができる. しかしながら, 脳機能イメージングデータからヒトの状態を推定する方法はまだ確立されていない.

そこで, 本研究の目的は, 脳機能イメージングデータからヒトの状態を推定する方法を提案することである. 本研究では, 脳機能イメージングデータから個々のヒトの状態を推定する方法として, 機械学習器を用いる. ここで, fMRI などの全脳の脳機能イメージングデータは, 脳という 3 次元の構造に, 時系列が加わった合計 4 次元のデータ構造となっている. そのため, 既存の 2 次元データ用の機械学習器では, 4 次元の構造データをそのまま学習することは不可能である.

本稿では, 機械学習器の一種である CNN(Convolutional Neural Network)[Lawrence 97] を 3 次元の入力データに対応させた 3D-CNN(3Dimensional-CNN) を更に拡張した 4D-CNN を考案し, fMRI などの 4 次元脳機能イメージングデータに対応した機械学習器を開発した. 4 次元の入力データに対応させるため, 3D-CNN に時間情報も加味した解析を行うために, Early Fusion[Karpathy 14] という手法を用いることで, 4 次元の入力データにも対応することを実現した.

本実験では, 提案する 4D-CNN が 4 次元の脳機能イメージングデータを個々のラベル(ヒトの状態)に識別可能なことを検証する. 使用するデータは, ワーキングメモリ課題一種である 2 種類の難易度の N-back 課題(N=2,3) 時の fMRI を用いた脳機能イメージングデータである. 提案手法を用いて計測した fMRI 脳機能イメージングデータを課題難易度の差で識別を行うことで, 提案手法の有用性を検証する.

連絡先: 田村 陵大, 同志社大学大学院生命医科学研究科, 京都府京田辺市多々羅都谷 1-3, 0774-65-6130, rtamura@mis.doshisha.ac.jp

2. 画像解析のための CNN

通常, CNN は画像解析に利用されるので, カラー画像の入力に対応している. 通常の CNN の処理過程を図 1 に示す. カラー画像の入力の場合, 各カラー情報の画像に対し, 複数のフィルタを並行して, 畳み込み演算を行う. 各チャンネルについて並行に画像とフィルタの畳み込みを行った後, 結果を画素ごとに全チャンネルにわたって加算する. この多チャンネルのフィルタの場合, 各チャンネルごとの差異を抽出することが可能である. したがって, 1 層目の畳み込み層では, 各色情報ごとの差異を抽出して特徴マップを生成し, 2 層目以降は 1 層目で生成された全色情報を含む特徴マップを伝搬する. このようにして, CNN はカラー画像の識別を行うことが可能となっている.

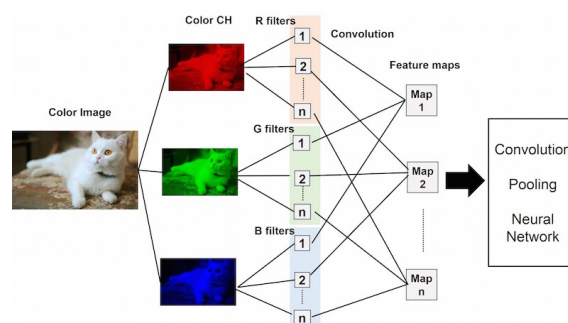


図 1: 2D-CNN

3. 4Dimensional Convolutional Neural Network

本稿で提案する 4D-CNN は, 3 次元の空間情報を持つ入力データに対応した 3D-CNN と Early Fusion を利用したものである. Early Fusion[Karpathy 14] とは, CNN を TDNN(Time Delay Neural Network) として利用する方法の 1 つである. 2D-CNN では, カラー画像を取り扱うため, 各色情報が入力されるカラーチャンネルを用意している. 本稿で提案する方法では, このカラー情報入力部分を時系列情報処理に利用する. 4D-CNN の 1 層目の畳み込み層の構造を図 2 に示す. 脳機能イメージングデータにはカラーの情報がないため, 2D-CNN のカラーチャンネル部分に各時系列のデータを入

力し、これを時間チャンネルとする。1層目の畳み込み層で入力された脳機能イメージングデータは、 $n \times m$ (n は時系列フィルタセットのフィルタ数, m は時系列フィルタセット数) のフィルタに畳み込み処理され、1層目の特徴マップには全時系列から抽出された入力データの特徴が含まれている。2層目以降は入力データの時系列の特徴をもつデータが伝搬され、最終層で識別が行われる。このようにして、4D-CNN の畳み込み層のフィルタが時間差による入力データの特徴量を抽出することが可能になると考えられる。4D-CNN の流れを以下に箇条書きで記す。

1. 3次元の空間情報を持つデータを時系列に並べ、畳み込み層の各チャンネルに入力する。
2. 各チャンネルでフィルタの畳み込み処理を行い、特徴量抽出を行う。
3. 畳み込み処理によって得られた特徴マップに Max プールングを行い、次元を圧縮する。
4. 以上を数回繰り返す、識別部のニューラルネットワークで識別を行う。

実験では、fMRI を用いてワーキングメモリ課題の一種である、課題難易度の異なる N-back 課題 ($N=2,3$) 時の脳活動を計測したデータを提案手法に入力し、課題難易度による識別を行った。図 2 に示すように、入力層には各時系列の fMRI 脳機能イメージングデータを入力し、各時系列毎に 3次元構造のフィルタを用いて畳み込み処理を行い、特徴量抽出を行う。最終層では、入力データの課題難易度に分類される。

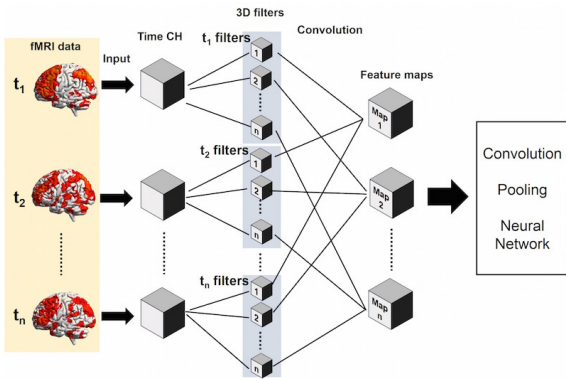


図 2: 4D-CNN

4. 脳機能計測実験方法

本章では、非侵襲脳機能イメージング手法である fMRI を用いた、ヒトのワーキングメモリ課題時の脳機能計測の実験方法について述べる。

4.1 実験環境

本実験で使用した実験機器は、脳機能計測装置の MRI 装置 ECHELON Vega1.5 T (日立メディコ製) と、被験者の評価用インターフェイスとして fORP 932 Subject Response Package を使用した。本実験には、健常成人 29 名 (女性:9 名, 男性:20 名) が参加した。本研究は同志社大学生命医科学部・生命医科学研究科倫理委員会の承認のもとで行い、被験者に研究の方法、危険性などを事前に説明し、書面による同意を得た。

4.2 実験課題: N-back 課題

ワーキングメモリ課題として N-back 課題を用いた。実験デザインを図 3 に示す。被験者は 2-back と 3-back の計 2 セッションの課題を MRI 中で行った。1セッションはレスト:30 秒, タスク:50 秒を 4 回繰り返すブロックデザイン的设计である。レスト中、被験者は 'X' の文字が表示された場合、ボタンを押すように指示を行った。タスク中では、'A', 'B', 'C', 'D', 'E', の文字が擬似ランダム (正解が 25% になるように調整) に表示され、被験者は 2-back か 3-back かに合わせて 2 個前、あるいは 3 個前の文字と一致していれば正答ボタンをそれ以外は誤答ボタンを押すよう指示を行った。それぞれの文字は 0.5 秒間提示され、1.5 秒間の刺激のインターバルを設けた。

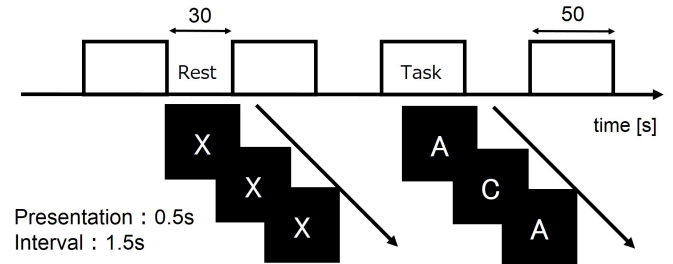


図 3: Experiment design

4.2.1 ワーキングメモリ

ワーキングメモリとは、脳の情報処理システムの 1 つである。会話や暗算など、日常的なヒトの活動では、情報を一時的に記憶し、更新していくことが必要である。この情報処理のシステムのことをワーキングメモリと呼ぶ。これは、一般的な記憶と区別される。一般的な記憶は、過去に経験したことや学習したことを記憶すること、それを想起することである。これに対して、ワーキングメモリは、未来を志向した記憶であり、行動や認知の予定を考えたり、その実行と関係する記憶のことを指し示す。

5. まとめ

近年、脳機能イメージングデータを精神病などの病理診断のサポートなどに、個人の脳状態を利用可能にすることが求められている。本研究では、機械学習を用いて、脳機能イメージングデータから個人の状態を推定する手法を提案することを目的としている。しかしながら、fMRI などの脳機能イメージングデータは、立体構造と時系列の合計 4次元のデータ構造となっている。そのため、4次元のデータ構造の入力に対応した機械学習器が必要である。本稿では、その問題に対処するために、空間情報を入力可能な機械学習器の一種である 3D-CNN を、時系列に対応させた 4D-CNN を開発した。本提案手法の有用性を検証するために、fMRI を用いて、ワーキングメモリ課題の一種である、難易度の異なる N-back 課題時の脳機能をそれぞれ計測し、提案手法を用いて課題難易度の識別を行う。

参考文献

- [Lawrence 97] Lawrence, S., et al.: Face recognition: A convolutional neural-network approach, IEEE Transactions on Neural Networks, Vol.8, No.1, pp.98-113, 1994.
- [Karpathy 14] Karpathy, A., et al.: Large-scale Video Classification with Convolutional Neural Networks, Proceedings of the IEEE conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp.1725-1732, 2014.