人工知能の知

—機械学習手法を用いた脳内情報解読と脳機能解明に向けた取り組み—

小林 一郎

お茶の水女子大学基幹研究院自然科学系

Intelligence of Artificial Intelligence: A Study on Brain Decoding using Machine Learning and the Analysis of Brain Functions

Ichiro Kobayashi, Ph.D.

Advanced Sciences, Graduate School of Humanities and Sciences, Ochanomizu University

In this paper, we propose a brain decoding method for the generation of natural language descriptions based on human brain activity by a deep learning model.

In addition, to elucidate brain functions, we focused on predictive coding, which is hypothesized to be one of the functions of the cerebral cortex. We investigated the agreement between the predictions of deep learning model and the actual brain activity data to test the predictive coding hypothesis. Furthermore, we propose a method for generating images from human brain activity data by using the same validation model.

(Received November 9, 2020; accepted December 7, 2020)

Key words: brain decoding, deep learning, fMRI
Jpn J Neurosurg (Tokyo) 30: 120–127, 2021

はじめに

近年、脳神経科学において、人間の脳内で処理される意味情報表現を定量的に分析する研究が盛んになっている。中でも、ヒト大脳皮質における階層情報表現と深層学習の階層情報表現に相同性があることがYaminsら⁹⁾によって示されたこと、また、人工知能技術の1つである深層学習の勃興などにより、深層学習モデルを作業モデルとして、脳内での情報処理機構を解明する研究が盛んになっている。これらの背景を受けて、本研究では、国立研究開発法人情報通信研究機構脳情報通信融合研究センター西本グループとの共同研究で行った、機械学習手法を用いた脳内情報解読および脳内機能解明に向けた2

つの取り組みについて紹介する。

人工ニューラルネットワークの発展

昨今の人工知能ブームの火付け役になったのが深層学習といわれる、深層学習とは、それまでの人工ニューラルネットワーク (artificial neural networks: ANN) における信号伝達の層をさらに増やすことによってモデルを複雑にしたモデルである。ここで、人工ニューラルネットワークとは、1943年に神経生理学者・外科医であったMcCullochと論理学・数学者であったPittsによって提案されたニューロンにおける信号伝達モデルを基礎にし、それを複数のニューロンをつなぐネットワークとして表

連絡先: 小林一郎, 〒112-8610 文京区大塚 2-1-1 理学部 3 号棟 503 室 お茶の水女子大学基幹研究院自然科学系
Address reprint requests to: Ichiro Kobayashi, Advance Sciences, Graduate School of Humanities and Sciences, Ochanomizu University Room 503, Science Bld. 3, 2-1-1 Otsuka, Bunkyo-ku, Tokyo 112-8610, Japan

Fig. 1 Overview of our proposed method

Natural language descriptions based on visual stimuli are generated using a caption generation system.

現し、入力情報に対して適切な出力情報が得られるようにネットワーク自体をモデルとして学習可能にする人工知能技術の1つである。代表的なネットワークの構造として、入力から出力までの方向が1方向であり、複数のニューロンが1つの層としてまとめられ、多層にわたる形をとるものが採用される。

深層学習とは、この層の構造がただか3層くらいまでしかなかった、それまでのANNの構造に対して、層をさらに増やす技術が開発されたことにより、より複雑な入出力関係を表現することが可能となったANNを使った機械学習手法のことを指す。深層学習によるANNのモデルは、2012年に開催されたIMAGENET Large Scale Visual Recognition Challenge 2012 (ILSVRC2012)という画像認識コンペティションにおいて、それまでの精度を大幅に超える高い精度で優勝し、その技術が広く知られるようになった。深層学習は、画像識別や音声認識などのそれまでの手法の精度を上回り、さまざまな識別問題に適用されるようになった。一方で、深層学習では入出力の関係性を表現するモデルを構築する際に、大量の入出力ペアのデータがANNモデルの挙動を決定するパラメータを学習するために必要となるという課題も存在する。

脳内情報解読 —画像刺激脳活動データからの文生成—

人に画像を見せた際の脳内の活動状態を、核磁気共鳴装置 (fMRI) を用いて観測し、その観測データから脳内の状態を表現する文を、深層学習を用いて生成する手法

を提案した。一般に、深層学習を使ってfMRIによる脳活動データから文を生成するモデルを構築するには、大量の脳活動データと文のペアデータが必要とされるが、それらを収集することはコストが大きい。また、個々人の脳の形状には個人差がある。これらのことは、ANNのモデルを学習するための入出力データを大量に用意することを困難にさせ、さらに、収集した複数被験者のデータは、モデルの学習において異なる入出力データとして扱われるため、安定したモデルを構築するために必要なデータ数を増やすことを困難にさせている。そのため、本研究では、脳活動データとは関係なく、大量の画像とそれを説明する文のペアデータを用いて、画像に映る事象を文で説明する深層学習モデルを事前に構築し、そのモデルを援用することで少量の脳活動データからその脳活動の状態を説明する文を生成する手法を開発した。

① 脳活動の状態を説明する文生成手法

本研究において、与えられた画像がもつ特徴を多次元の成分をもつベクトルの値 (このことを「画像特徴」量という) として抽出する深層学習モデルVGGNet⁶⁾を用いて、取り出された画像特徴量を、fMRIで観測された画像刺激の脳活動データから推定し、推定された画像特徴量から文章を生成する手法を提案する。これにより、脳活動データから画像特徴量を推定する部分のモデルを構築することで、脳活動データから文を直接生成することを可能にする。Fig. 1に手法の全体像を示す。

本提案モデルの主部分である、画像からその内容を反映した文を生成するモデルとして、深層学習モデルの代表的なモデルである画像キャプション生成モデル⁸⁾を用

Table 1 Natural language descriptions generated by four models based on visual stimuli

		Ridge regression	Three-layer neural network	Five-layer deep neural network	Image→Caption model
Train data		A group of people walking down the street.	A group of people walking down the street.	A fire hydrant sitting on the side of an empty street.	A group of people walking down the street.
	A pair of scissors sitting on the ground.	A close up of an orange and white clock.	A fire hydrant sitting on the side of an empty street.	A pair of scissors sitting on the ground.
Test data		A man standing in front of an airplane.	A bench sitting in the middle of some grass.	A fire hydrant sitting on the side of an empty street.	A herd of sheep standing in the grass.
	A bird sitting on the branch of an apple.	A bird sitting in top of an orange tree.	A fire hydrant sitting on the side of an empty street.	A bird is perched on top of the tree branch.

いる。画像キャプション生成モデルは、画像からその特徴量を量り込みニューラルネットワーク（CNN）によって抽出し、その抽出された画像特徴量が再帰型ニューラルネットワーク（recurrent neural networks: RNN）への入力情報となり、RNNによって生成された文が出力される。RNNとは、逐次的に入力される情報に対応して出力を行う ANN のモデルのことを指し、単語の系列で表現される文や音声、時系列のセンサー情報などを扱うことができる ANN である。

提案手法では、VGGNet を用いて画像から抽出した画像特徴量に対して、同じ画像を被験者に見せた際の脳活動データから推定を行う。この際、脳活動データから視覚刺激として与えられた画像の特徴量を推定するモデルとして、Ridge 回帰、3 層の ANN と 5 層の深層ニューラルネットワーク（deep neural networks: DNN）の 3 つを用いて実験を行った。ここで、Ridge 回帰とは、入出力の関係を捉える回帰モデルを作る手法の 1 つであり、モデルを入力に対する出力の誤差を小さくする多項式関数として近似表現する際に関数の係数が大きくならない制約が付されたものである。回帰モデルを構築する際に頻繁に利用される。

② 実験

脳活動と画像特徴量の対応関係を学習するためのデータセットとして、動画画像を 1 名の被験者に見せたときの血中酸素濃度依存性信号（BOLD 信号）を fMRI を用いて記録した脳活動データおよび fMRI のデータ収集と同期して動画画像から切り出した静止画を使用する。fMRI による立体撮像 96×96×72 ボクセルのうち、皮質に相当する約 65,000 次元分のデータ列を入力とし、そのとき

見ている画像から VGGNet により抽出された 4,096 次元の画像特徴量との対応を捉えたモデルを上述した 3 種類の回帰モデルにより構築する。モデル構築のための学習用データ数は 4,500（9,000 秒分のデータ：2 秒ごとに 1 データ取得）である。

③ 実験結果と考察

モデルの学習用データから 2 つ、モデルを評価するためのデータから 2 つを選んだ合計 4 つの脳活動データに対して生成した文章およびそのときの画像、また、比較のため画像キャプション生成モデルによる生成文章を **Table 1** に示す。

Table 2 から脳活動データのみを入力として、人が解釈可能な画像内容を表現する文章が生成されていることが確認できる。また、本実験で使用したデータセットには、正解文となる脳活動データから生成した文章は存在しないため、画像キャプション生成モデルにより評価データ刺激画像 300 サンプルから文章を生成し、そのうち適切であると人手で判断された 60 サンプルを正解データとして用いた。Ridge 回帰、3 層 ANN を用いたモデルについては、学習用データに対しての脳活動データからの生成文章と画像からの生成文章が一致していることから、構築するモデルが過度にデータに一致してしまう過学習と呼ばれる現象は起こしているものの、モデルの構築手法自体には問題がないことが確認できる。しかし、5 層 DNN ではどのような入力に対してもまったく同じ文章が生成され、評価データに対しては Ridge 回帰や 3 層 ANN でも脳活動から生成した文章と画像から生成した文章の一致度は低くなった。このことは、モデルに含まれる学習すべきパラメータ数に比べて、学習用データ数

Table 2 Natural language descriptions generated based on the response of highly-correlated brain regions to visual stimuli

	3,538 voxels (<i>c.c.</i> > 0.2)	5,961 voxels (<i>c.c.</i> > 0.15)	9,923 voxels (<i>c.c.</i> > 0.1)	21,437 voxels (<i>c.c.</i> > 0.05)	65,665 voxels (all cortex)	89,206 voxels (+ subcortex)
A young man is doing tricks on his skateboard.	A man is playing tennis on the court.	A young man is playing tennis on the court.	A man is playing tennis on the court.	A man is playing tennis on the court with his racket.	A man is playing tennis on the court with his racket.
A man sitting on the ground with an umbrella.	A polar bear is standing in the water.	A dog laying on the ground next to an orange frisbee.	A dog laying on the ground next to an orange frisbee.	A black and white dog laying on the ground.	A dog is sitting on the floor in front of an open door.

(4,500 サンプル)が少ないことが主な原因と考えられる。

また、fMRI によって取得した皮質全体の脳活動を捉えたデータは約 65,000 次元と高次元であるため、モデルのパラメータの学習に困難が生じた。このことを考慮して、Nishida ら³⁾の研究において画像特徴量から脳活動データへの回帰の推定値において、相関性が高かったボクセルに限定した脳活動データを用いてモデルを構築した。学習用データから選んだ 2 つの脳活動データに対して、このモデルを用いて文章を生成した結果を Table 2 に示す。

Table 2 より、高次元のデータを用いて構築したモデルのほうが画像の内容をより適切に記述する文章が生成されていることがわかる。また、約 65,000 次元の皮質全体を用いたモデルが最もよく学習されたと考えられる。一方、高い推定精度を観測したボクセルを選別することにより作られた低次元のデータを用いて学習したモデルからは、画像の内容にそぐわない文章の生成が見受けられた。脳活動データの次元を減らすことで、モデルの学習は易化したにもかかわらず生成される文章の質が落ちていることから、画像刺激に反応しにくい脳領域にも文章を表現するために必要な情報が含まれていることが推察される。この結果は、Çukur ら¹⁾による、脳内における画像刺激の処理が特定の部位によるものではなく、広い範囲にわたって行われているという主張を支持している。

④ まとめ—提案する脳内情報解読手法の限界と展望—

本研究では、深層学習モデルの 1 つである画像キャプション生成モデルを援用し、画像刺激として得られた脳活動データからその内容を文章として出力する手法を提案した。この手法の精度を向上させより頑健なものにするためには、大量の脳活動データが必要となり、この点が提案手法のボトルネックとなっている。一方で、入力

データとして、脳の特定の部位における情報を用いて、その結果を出力させることが可能であることから、将来的には、脳内にどの部分が文章を生成するための意味表象を操作するのに機能しているかなど、fMRI により観測したデータから脳の機能をシミュレーションすることなどが期待できると考える。

深層学習モデルを用いた予測符号化の検証

脳神経科学分野では、大脳皮質において予測符号化(predictive coding)と呼ばれる知覚の予測機能が働いているとの仮説が存在する⁴⁾。予測符号化は、ヒトが知覚した情景の次の状態を予測し、予測の状態と実際に観測された状態との差分を処理することにより、冗長性を低減した効率的な情報処理を実現しているとされている。大脳皮質においては、高次領域・低次領域間に双方向の接続が存在し、高次領域で生成された予測が低次領域へと伝播、予測と観測の差分が低次領域から高次領域へとフィードバックされることにより予測モデルが更新されるという一連の処理が行われ、精度の高い予測を行うことが可能になるとされている。この情報伝達機構を模倣し、さまざまな計算機モデルが構築されている²⁾⁷⁾。

その代表的なものの 1 つである PredNet²⁾は、深層学習の枠組みで構築された予測符号化のモデルであり、入力として現時刻までの動画像を与えられた下で将来の画像フレームを予測・生成するタスクを行う過程で汎用性の高い特徴を学習するモデルとして提案されている。

PredNet では画像の特徴を掴むのに適した CNN、および時系列データを扱うのに適した RNN の 1 種である長・短期記憶(long short-time memory: LSTM)と CNN を結合し時空間に対して広がりをもつデータを扱えるようにしたモデルである convolutional LSTM⁵⁾を用いて動画像の特徴を捉え、予測画像の生成を行っている。PredNet

Fig. 2 Overview of PredNet predictions and their relationship with brain activity in the experiment

Table 3 Correlation between the actual representations and the representations derived from brain activities

Representations	Correlation coefficient												
	λ	0.5	1.0	5.0	10.0	100.0	1K	10K	25K	50K	100K	1M	10M
R0		0.2490	0.2491	0.2495	0.2499	0.2570	0.2868	0.3125	0.3174	0.3152	0.3055	0.2384	0.1652
R2		0.06695	—	—	—	—	—	—	0.1448	0.1562	0.1662	0.1804	0.1671
R3		0.06984	0.06986	0.06998	0.07013	0.07253	0.08299	0.09355	0.09867	0.1022	0.1040	0.09288	0.07160

では、予測した状態と観測した状態の差分を踏まえて、次の状態を予測するという情報の処理がなされており、予測符号化として仮説されているものと同じ処理を表現している。

① PredNet を用いた脳内での予測符号化の検証

学習された PredNet に対して、脳活動測定時に被験者に提示された刺激動画像を入力として与え、その際の representation モジュールにおける特徴表現と脳活動との対応関係を Ridge 回帰を用いて学習する。対応関係の学習後、脳活動からモデル内部の特徴表現の推定を行い、推定された特徴表現と PredNet に刺激動画像を適用して得られた特徴表現との相関係数を算出する。

PredNet の一部および脳活動との対応関係を Fig. 2 に示す。

PredNet 内部の特徴表現と脳活動データの対応関係の学習に際して、特徴表現は脳活動測定時の刺激動画像を静止画像として切り出し PredNet に入力した際に、PredNet を構成する 4 層（最下層から順に R0, R1, R2, R3 と各層を呼ぶ）で観測された特徴量を用いた。脳活動データは動画視聴時の被験者の血中酸素濃度に依存する信号（BOLD 信号）を、fMRI を用いて取得した皮質に相当する約 65,000 次元の脳活動データを使用した。各層の特徴量と脳活動データのペアを、学習データ 4,497 対、評価データ 300 対として学習を行った。ここで学習データとは、モデルのパラメータを決める際に使用される入

Fig. 3 Examples of images generated from various representations

出力のペアデータのことを指す。機械学習では学習によって構築するモデルは、モデル構築に使用されていない入力に対しても正しい結果を出力できる汎化性能が重要視される。そのため、構築したモデルが信頼できる結果を出力できているかを、検証するためのデータとして評価データを用いる。これらのデータを使用し、Ridge回帰学習時のモデルパラメータを獲得する際の調整係数となる正則化項の重みパラメータを変更しつつ学習した。

Ridge回帰を用いて推定したR0, R2, R3でのそれぞれの特徴量と刺激画像から得られたR0, R2, R3でのそれぞれの特徴量の相関係数をTable 3に示す。第1層(R1)は、その状態が230,400次元と非常に高次元で表現されていたため、今回、Ridge回帰によるモデル構築は行わなかった。

Ridge回帰を用いて推定された特徴表現と刺激画像入

力下の特徴表現の相関係数は、最下層(R0)において正則化項の重みパラメータ $\lambda=2.5 \times 10^4$ のときに0.317程度となり、これはノイズの多い脳活動を扱う脳神経科学分野においては、相関を認めるに値するとの知見がある。一方、第2層(R2)および第3層(R3)では有意と取れる相関性は認められない結果となった。

② 脳活動データを用いた画像生成

学習したRidge回帰を用いて評価用の脳活動データから推定した特徴量から得たPredNetの出力値を元に画像生成を行った。また、検証のため、各特徴表現を0および $[-1.0 \sim 1.0]$ のランダムな値で置換した場合の画像生成も行った。生成画像の例をFig. 3に示す。

左から順に該当時刻の入力画像、Ridge回帰を用いた脳活動からの推定値、0、 $[-1.0 \sim 1.0]$ のランダムな値で

Fig. 4 Examples of images generated based on brain activity training data

Left : Stimulus (input) image at the time step.

Middle : Images generated based on representations derived from brain activity training data for ridge regressions.

Right : Original predicted images generated by PredNet.

置換した生成画像，正解値からの生成画像となっている。

R3に関しては，0およびランダムな値で置換した場合は，ほぼ同様の画像が生成されていることが見て取れ，異なる入力を与えた場合においても大きな相違をもたらさないことから，PredNet 内部において第3層は十分に機能していないのではないかと推測される．一方で，Ridge回帰を用いて脳活動から推定した値でR3を置換した場合には，0およびランダムと比較して正解値からの生成画像に近い画像を生成できている．しかし，総じて，R3は値を置き換えても生成画像に大きな影響を及ぼすことはない．つまり，PredNet 内部においてはR3からの情報は画像生成へ大きく寄与しないと考えられる．R2に関しては，推定値で置換した場合，0およびランダムな値で置換した場合と比較して，正解値から生成した画像に近い画像を生成できていることがわかる．R0ではエラーシグナルからの補正を直接受け取らないため，脳活動からの推定値のみに依存して画像生成を行っており，生成画像は視認性の低いものとなった．これは，対応関係を高精度のモデルとして学習できなかったことが原因の1つであると推測される．

また，同じモデルに対して，学習用の脳活動データから推定した特徴表現でPredNet 内部の representation モ

ジュールの出力値を置換したうえでの画像生成を行った際の結果を Fig. 4 に示す．

Fig. 4 から学習に用いたデータからはPredNet による生成画像とほぼ同じものを生成できていることがわかる．このことから大量のデータを用いてモデルを学習することができれば，評価データを使ってもこのような画像生成が可能になることが期待できる．

③ まとめ—提案する予測符号化手法の限界と展望—

本研究では，大脳皮質における予測符号化を模倣した深層予測モデルであるPredNet と脳活動の相関を定量的に評価する試みとして，PredNet を構築し，その特徴表現と脳活動との相関関係を考察した．また脳活動から各特徴表現を推定し，PredNet に入力して画像生成を行い，PredNet 内部の各層の予測画像生成における貢献の度合いを検証した．画像生成の精度を向上させるためには，前章で紹介した脳内情報解読手法と同じく，大量の学習データが必要となる点がボトルネックとなる．また，提案手法を用いて画像刺激の処理に貢献する脳の特定位点を発見するなどの検証が行えると期待できる．

全体まとめ

本研究では、画像刺激の脳活動データから文章を生成する脳内情報解読手法および予測符号化の計算モデルの1つである PredNet を対象にして、その内部状態と脳活動データとの相関性を検証し、有意な関係を確認した。また、脳活動データから画像生成を試みた。これらの研究を通じて、人工知能の1つの手法である深層学習を用いることによって、脳内の各部が担うさまざまな情報処理を解明する可能性について紹介した。

謝辞 本研究は、科学研究費補助金 16H01540 および 17H01797 の支援を受けたものである。ここに謝意を表す。

COI

著者は、自己申告による COI 報告書を日本脳神経外科コングレス事務局に提出しています。本論文に関して開示すべき COI はありません。

文 献

- 1) Çukur T, Nishimoto S, Huth AG, Gallant JL: Attention during natural vision warps semantic representation across the human brain. *Nat Neurosci* **16**: 763–770, 2013.
- 2) Lotter W, Kreiman G, Cox D: Deep Predictive Coding Networks for Video Prediction and Unsupervised Learning. ICLR 2017, 2016. <https://arxiv.org/abs/1605.08104> (accessed: March 1, 2017)
- 3) Nishida S, Huth AG, Gallant JL, Nishimoto S: Word statistics in large-scale texts explain the human cortical semantic representation of objects, actions, and impressions. The 45th Annual Meeting of the Society for Neuroscience, 333.13. Chicago, USA. 2015.
- 4) Rao RP, Ballard DH: Predictive coding in the visual cortex: a functional interpretation of some extra-classical receptive-field effects. *Nat Neurosci* **2**: 79–87, 1999.
- 5) Shi X, Chen Z, Wang H, Yeung D, Wong W, Woo W: Convolutional LSTM Network: A Machine Learning Approach for Precipitation Nowcasting. Neural Information Processing Systems (NIPS) 2015. pp.802–810, 2015.
- 6) Simonyan K, Zisserman A: Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition. ICLR 2015.
- 7) van den Oord A, Li Y, Vinyals O: Representation Learning with Contrastive Predictive Coding. 2019, <https://arxiv.org/abs/1807.03748> (accessed January 22, 2019)
- 8) Vinyals O, Toshev A, Bengio S, Erhan D: Show and Tell: A Neural Image Caption Generator. 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). pp.3156–3164, 2015
- 9) Yamins DL, Hong H, Cadieu CF, Solomon EA, Seibert D, DiCarlo JJ: Performance-optimized hierarchical models predict neural responses in higher visual cortex. *Proc Natl Acad Sci U S A* **111**: 8619–8624, 2014.

要 旨

人工知能の知

—機械学習手法を用いた脳内情報解読と脳機能解明に向けた取り組み—

小林 一郎

本稿では、脳内情報解読の取り組みとして、深層学習におけるキャプション生成を援用した視覚刺激の脳活動情報からの文生成手法を提案する。また、脳機能の解明へ向けた取り組みとして、大脳皮質における機能の1つと仮説される予測符号化において、深層学習モデルと実際の脳活動データとの相関性を調べることで予測符号化の仮説に対する検証を行う。また、その検証モデルを用いて脳活動データからの画像生成を行う脳内情報解読の手法を紹介する。

脳外誌 30 : 120–127, 2021