

# 行列因子分解を用いた脳活動の言語表象推定への取り組み

川瀬千晶 (指導教員：小林一郎)

## 1 はじめに

近年、脳神経科学分野において、脳神経活動を定量的に理解する研究が盛んに行われている [1][2]。本研究では動画視聴時のヒトの脳活動と、その動画を説明する文との対応関係をスパースコーディングにより分析し、初期視覚野におけるスパース表象と同様に高次表象である言語表象でも相同のスパースコーディングが行われているかを調査することを目的とする。これにより、情報のスパース性と大脳皮質での情報処理の関連性を探求することを目的とする。

## 2 脳活動情報からの言語表象推定

### 2.1 提案手法 1

本手法は学習フェーズと実行フェーズに分けられる。学習フェーズでは、fMRI を用いて計測した脳活動データを時間ごとに計測した各部の観測値を入れて行列化し、これを脳活動行列とする。また、説明文も時間ごとに出現する単語の分散意味表現の和のベクトルからなる行列を作り、これを言語行列とする。言語行列はスパースコーディングを用いた辞書学習により言語辞書行列と言語係数行列に分解する。次にリッジ回帰を用いて、脳活動行列を言語係数行列に写す写像  $\Phi$  を求める。実行フェーズでは、新たな脳活動データを入力として与え、脳活動行列を作成する。この脳活動行列を写像  $\Phi$  により写し、言語係数行列を求める。この言語係数行列と学習で作成した言語辞書行列によって復元された行列を、脳活動に対応する言語表象の情報とみなす。これをパラレルコーパスである動画の説明文と比較することにより、言語表象にスパースコーディングが機能しているかを究明する (図 1)。

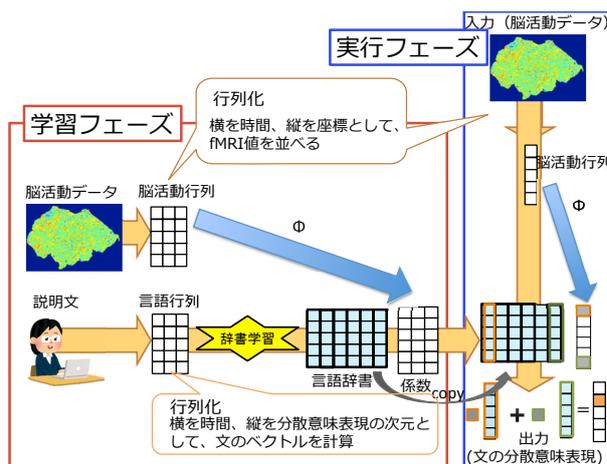


図 1: 提案手法 1 の概要

### 2.2 提案手法 2

次に、脳活動行列に対してもスパースコーディングをすることにより、脳活動データの本質的な情報を抽出し、観測情報を説明する汎化能力をもたす。提案手

法 1 と同様に、脳活動データから脳活動行列を作成し、説明文から言語行列を作成する。それぞれ脳活動行列と言語行列に対し辞書学習を行い辞書と係数に分解する。次にリッジ回帰を用いて、脳活動係数行列を言語係数行列に写す写像  $\Phi$  を求める。実行フェーズでは、新たな脳活動データを入力として与え、脳活動行列を作成する。この行列を学習フェーズで作った脳活動辞書を用いてスパースコーディングをし、脳活動係数行列を求める。この脳活動係数行列を写像  $\Phi$  により、言語係数行列を求める。この係数行列と学習で作成した言語辞書行列によって復元された行列を脳活動に対応する言語表象の情報とみなす。これをパラレルコーパスである動画の説明文と比較する (図 2)。

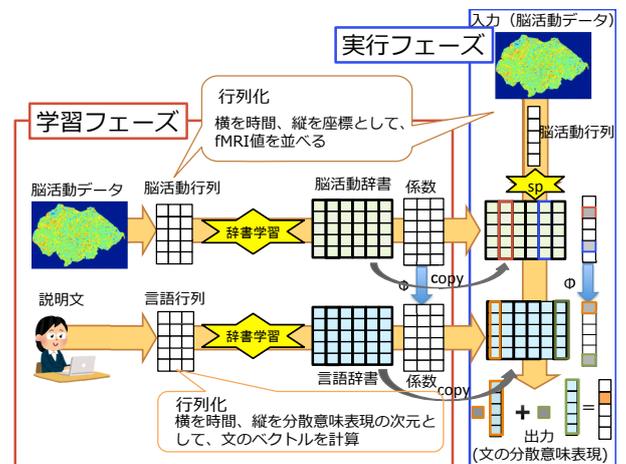


図 2: 提案手法 2 の概要

## 3 スパースコーディング

スパースコーディングとは、信号を少数の基底の線形和で表現する方法である。入力信号を辞書の中から、その入力信号の特徴となる少数の基底を選び、復元する手法である [3]。

$$X^* = \arg \min_X \frac{1}{2} \|Y - AX\|_2^2 + \lambda \|X\|_1 \quad (1)$$

$X$  を係数、 $Y$  を入力信号、 $A$  を辞書とすると、式 (1) を最小化する  $X$  を求めることにより、スパース (疎) な係数  $X$  が得られる。argmin 内の第一項が入力信号  $Y$  と復元信号  $AX$  との二乗和誤差、第二項が係数のスパース性を表している。スパースコーディングにより入力信号を少数の基底の係数による線形和で表現可能となる。

また、辞書と係数を同時に求めたい場合には、式 (2) により入力信号  $Y$  を与えると係数  $X$  がスパースになるような辞書  $A$  と係数  $X$  を求める。

$$(A, X)^* = \arg \min_{A, X} \frac{1}{2} \|Y - AX\|_2^2 + \lambda \|X\|_1 \quad (2)$$

## 4 実験

### 実験設定

使用するデータは、脳活動データと動画説明文である。このデータセットが訓練用に3600サンプル、テスト用に540サンプルある。脳活動データは、一人の被験者に動画像を見せ、fMRIを用いてその時の脳神経活動を2秒で1サンプル記録したものである。脳活動の観測領域は $100 \times 100 \times 32$ ボクセルであり、そのうち大脳皮質部分が30662ボクセルである。提案手法2の方で脳活動データの辞書学習をする際に、データ数3600サンプルよりもデータの次元を少なくしなくてはならないため、30662ボクセルのうち、訓練用データで脳活動データから言語データにリッジ回帰をし、言語データを推測したときのcross validationの予測精度が0.36より大きい1404ボクセルを抽出し、対象ボクセルとした。各ボクセルの大きさは、 $2.24 \times 2.24 \times 4.1 \text{mm}^3$ である。動画説明文は被験者に見せた動画像の2秒ごとの静止画の説明文を1つの静止画につき、アニメータ60人のうちランダムに抽出された5人が説明文を書いたものを使用した。脳活動データには動画視聴から約4~6秒の観測のずれがあるため、言語データは、脳活動データの2,4,6,8秒前のデータと対応するように学習した。また、本研究ではスパースコーディングのアルゴリズムにはLasso-LARS、辞書学習のアルゴリズムにはLARSとLasso-LARSを用い、基底数は言語辞書行列では1200、脳活動行列では1500に設定した。スパース性の重みのパラメータ $\lambda$ は1.0に設定した。言語行列を作る際、時間ごとに説明文に出てくる単語(名詞、動詞、形容詞)を、Mikolovら[4]によって提案されたword2vecにおいて、日本語Wikipediaのコーパスを対象にSkip-gramを利用して構築した1000次元の分散意味表現を用いて表し、その和により文全体の分散意味とした。

### 評価方法

1サンプルごとに正解データをテストデータの動画説明文の分散意味表現ベクトルとし、実験で出力される分散意味表現ベクトルに対して評価を行った。正解ベクトルと推測されたベクトルとのcos類似度を求め、マクロ平均をとり、[-1,1]の値で評価した。

### 実験結果

脳活動データと言語データのずれを2,4,6,8秒と変えた場合について、それぞれ推測された分散意味表現ベクトルと正解データの分散意味表現ベクトルとのcos類似度のマクロ平均を求めた(表1)。また、比較としてスパースコーディングを用いず脳活動行列から言語行列に直接リッジ回帰をして推定した場合についても求めた。また、このリッジ回帰のみによる推定と提案手法1では脳の対象部位を大脳皮質全体(30662ボクセル)と予測精度の高いボクセル(1404ボクセル)にした場合について求め、提案手法2では予測精度の高いボクセルにした場合について求めた。

## 5 考察

リッジ回帰のみで言語表象を推定するよりも言語行列をスパースコーディングしたときの方が精度が良くなった。これにより、大脳皮質では初期視覚野と同様

表 1: 推定ベクトルと正解ベクトルのcos類似度

手法	ボクセル数	2秒	4秒	6秒	8秒
リッジ回帰のみ	30662	0.1529	0.2614	0.2620	0.2004
提案手法1	30662	0.1639	<b>0.2728</b>	<b>0.2715</b>	0.2077
リッジ回帰のみ	1404	0.0657	0.1757	0.1899	0.1200
提案手法1	1404	0.0726	<b>0.1908</b>	<b>0.2022</b>	0.1285
提案手法2	1404	0.0789	0.0728	0.0476	0.0210

に言語表象でもスパースコーディングの処理が行われているのではないかと考えられる。提案手法2では、脳活動データの辞書学習の際に、訓練データの脳活動係数は1サンプル平均31個の基底の組み合わせで表されていたのに対し、テスト用の脳活動データをスパースコーディングした際には同じ脳活動辞書を用いて平均390個の基底の組み合わせで現れていることが分かり、これを同じようにリッジ回帰してしまったため、精度が悪くなってしまったことが考えられる。よって辞書学習とスパースコーディングのアルゴリズムやパラメータをいろいろ変えて実験をする必要がある。また、本研究では、文書に出現する単語の分散意味表現ベクトルの和をその文書の言語表象として実験したが、単語間の関係を捉えた言語表象にする必要があるのではないかと考えられる。

## 6 まとめと今後の課題

本稿では、スパースコーディングを用いた辞書学習により、脳の活動部位から推測される言語表象を分散意味表現により表現した。今後は、辞書学習とスパースコーディングのアルゴリズムやパラメータの調整をする予定である。また、本稿では言語行列を名詞、動詞、形容詞を合わせて作成したが、品詞ごとに分けた実験もしたいと考えている。今回は言語データをword2vecを用いた単語の分散意味表現ベクトルの和としたが、今後は文書の分散意味を捉えたGlove[5]やparagraph2vec[6]などに代えて、同様の実験を行い、調査を続ける予定である。

### 参考文献

- [1] Tolga Cukur, Shinji Nishimoto, Alexander G Huth and Jack L Gallant "Attention during natural vision warps semantic representation across the human brain", 2013
- [2] Stansbury DE1, Naselaris T, Gallant JL. "Natural scene statistics account for the representation of scene categories in human visual cortex", 79(5):1025-34. j.neuron,2013.
- [3] Olshausen BA, Field DJ "Sparse coding of sensory inputs", Curr Opin Neurobiol, 2004.
- [4] T.Mikolov, I.Sutskever, K.Chen, G.Corrado and J.Dean "Distributed Representations of Words and Phrases and their Compositionality", 2013.
- [5] Jeffrey Pennington, Richard Socher and Christopher D. Manning, "Glove: Global Vectors for Word", Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP 2014), 2014
- [6] Quoc Le, Tomas Mikolov, "Distributed Representations of Sentences and Documents", 2014.