

スパースコーディングを用いた動画視聴時の脳活動データからの意味表象推定

理学専攻・情報科学コース

1640643

川瀬千晶

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。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意味表象でも、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、情報のスパース性が大脳皮質情報処理の一般原理となるか検証する。

2 脳活動情報からの意味表象推定

脳活動データから意味表象を推定する際にスパースコーディングを用いる方法として以下に示す4つの手法を提案する。

2.1 手法1：脳活動行列の意味表象行列への直接回帰による意味表象推定

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、まず、脳活動データをサンプルごとに計測した各ボクセル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、説明文もサンプルごとに出現する単語（名詞、動詞、形容詞）の分散意味表現の和のベクトルからなる行列を作り、これを意味表象行列とする。意味表象行列は辞書学習により意味表象辞書行列と意味表象係数行列に分解する。次に Ridge 回帰を用いて、脳活動行列を意味表象係数行列に写す写像 Φ 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 Φ により写し、意味表象係数行列を求める。この意味表象係数行列と学習で作成した意味表象辞書行列によって復元された分散意味表現のベクトルを、脳活動に対応する意味表象とみなす。これをパラレルコーパスである動画の説明文の分散意味表現ベクトルと比較することにより、意味表象にスパースコーディングが機能しているかを検証する。

2.2 手法2：脳活動係数行列から意味表象行列への回帰に基づく意味表象推定

次に、脳活動行列に対してスパースコーディングをすることにより、脳活動データのノイズ除去、情報を抽出し、それに基づく意味表象を推定することを目指す。手法1と同様に、脳活動行列と意味表象行列を作成する。次に、脳活動行列は辞書学習により脳活動辞書行列と脳活動係数行列に分解する。次に Ridge 回帰を用いて、脳活動係数行列を意味表象行列に写す写像 Φ 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 Φ により写し、意味表象行列を求

める。この行列を脳活動に対応する意味表象とみなす。これをパラレルコーパスである動画の説明文の分散意味表現ベクトルと比較する。

2.3 手法3：脳活動係数行列から意味表象係数行列への回帰に基づく意味表象推定

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、脳活動データと意味表象との特徴同士を対応づけ、それに基づく意味表象を推定することを目指す。手法1と同様に、脳活動行列と意味表象行列を作成する。それぞれ脳活動行列と意味表象行列に対し辞書学習を行い、辞書行列と係数行列に分解する。次に Ridge 回帰を用いて、脳活動係数行列を意味表象係数行列に写す写像 Φ 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 Φ により写し、意味表象係数行列を求める。この係数行列と学習で作成した意味表象辞書行列によって復元された分散意味表現ベクトルを脳活動に対応する意味表象とみなす。これをパラレルコーパスである動画の説明文の分散意味表現ベクトルと比較する（図1）。

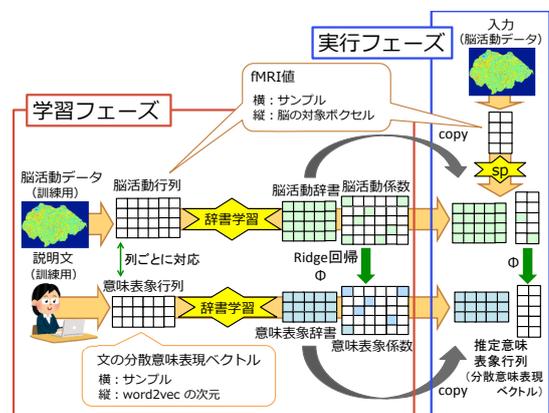


図1: 手法3の概要

2.4 手法4：脳活動と意味表象の結合行列へのスパースコーディング適用による意味表象推定

次に、脳活動行列と意味表象行列を結合させた行列に対してスパースコーディングをすることにより、脳活動データと意味表象との特徴同士を対応づけた基底を得、それに基づく意味表象を推定することを目指す。手法1と同様に、脳活動行列と意味表象行列を作成する。これら2つの行列を縦に結合させ、脳活動と意味表象の結合行列を作成する。この結合行列に対し辞書学習を行う。これにより、辞書行列には脳活動の特徴と意味表象の特徴が1列になった基底が作られ、係数

行列は脳活動と意味表象において共通の基底になる．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辞書から脳活動部分のみを用いてスパースコーディングをし係数を求める．この係数行列と学習で作成した辞書の意味表象部分の行列によって復元された分散意味表現ベクトルを脳活動に対応する意味表象とみなす．これをパラレルコーパスである動画の説明文の分散意味表現ベクトルと比較する（図2）．

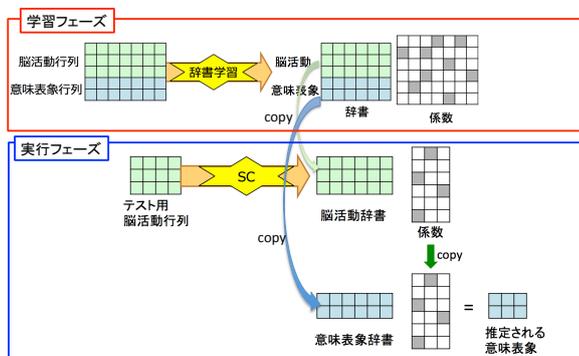


図 2: 手法 4 の概要

3 実験

3.1 データ

使用するデータは，動画視聴時の脳活動データと画像説明文である．このデータセットが訓練用に 3600 サンプル，テスト用に 270 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 ボクセルある．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する必要があるため，30662 ボクセルのうち先行研究 [1] で予測精度が 0.36 以上の 1404 ボクセルを抽出し使用した．動画説明文は被験者に見せた動画像から 1 秒ごとに抽出した静止画に対し，アノデータ 60 人のうちランダムに抽出された 5 人が静止画を見て書いた説明文を使用した．説明文はその静止画を見て想起したことを書いてもらったものである．また，被験者が動画を見てから fMRI で観測される脳活動に影響が出るまでに約 4~6 秒の時間がかかる．

3.2 評価方法

テストデータの画像説明文に対しても学習データと同様に意味表象行列を作成し，これを正解行列とする．サンプルごとに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．また，提案手法との比較のためスパースコーディングを用いずに脳活動行列から意味表象行列へ Ridge 回帰を行う方法での推定を行った．

3.3 実験設定

辞書学習のアルゴリズムには Lasso-LARS と LARS を組み合わせ，実行フェーズでのスパースコーディングには Lasso-LARS を用いた．基底数は意味表象行列では 1200，脳活動行列では 1500，脳活動と意味表象

の結合行列では 2500 に設定した．fMRI の観測に生じる時間のずれを考慮し，脳活動データと言語データを 2，4，6，8 秒とずらした場合において実験を行った．

3.4 実験結果及び考察

手法	脳活動 (訓練)		意味表象 (訓練)		cos 類似度/time lag			
	基底数	SC	基底数	SC	2 秒	4 秒	6 秒	8 秒
SC なし	-	-	-	-	0.066	0.176	0.190	0.120
手法 1	-	-	1200	lasso-lars	0.073	0.191	0.202	0.129
手法 1	-	-	1200	lars	0.070	0.186	0.198	0.126
手法 2	1500	lasso-lars	-	-	0.148	0.246	0.249	0.187
手法 2	1500	lars	-	-	0.164	0.255	0.261	0.191
手法 3	1500	lasso-lars	1200	lasso-lars	0.157	0.256	0.259	0.194
手法 3	1500	lasso-lars	1200	lars	0.126	0.205	0.207	0.161
手法 3	1500	lars	1200	lasso-lars	0.173	0.265	0.269	0.198
手法 3	1500	lars	1200	lars	0.170	0.261	0.266	0.196
手法 4	2500	lasso-lars	2500	lasso-lars	0.142	0.244	0.247	0.222
手法 4	2500	lars	2500	lars	0.139	0.247	0.250	0.181

表 1: 実験結果 (マクロ平均)

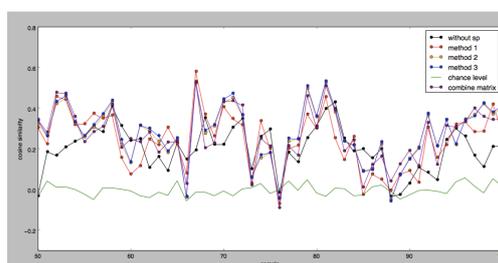


図 3: cos 類似度 (サンプル毎)

表 1 から，提案手法 3，2，1，スパースコーディングを用いない方法の順に精度が高くなっていることが分かる．また，意味表象をスパースコーディングで処理するよりも脳活動データをスパースコーディングで処理したほうが精度向上に大きく影響した．また，図 3 は，表 1 において精度が太字になっている設定におけるサンプルごとの精度を 100 サンプル分示している．このグラフから，提案手法のグラフの形はどれも似ており，ほとんどのサンプルにおいて提案手法 3，2，1，スパースコーディングを用いない方法の順に少しずつ精度が高くなっていることが分かる．そして，手法 4 での推定でも手法 2 と同程度の精度が出ることを確認できた．また，チャンスレベルがどのサンプルにおいても約 0 となったことから，これらの提案手法により，ある程度意味表象が推定できていることが分かる．

4 おわりに

本研究では，ヒトの動画視聴時の脳活動データから意味表象を推定する際にスパースコーディングを用いる方法を 4 つ提案した．これらの提案手法の実験により，推定にスパースコーディングを用いることで精度が向上した．今後は，提案手法 4 で得られた基底を分析することで，脳活動と意味表象の基底の関係についてさらに検証していきたい．

参考文献

- [1] 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, *Society for Neuroscience Annual Meeting*, 2015.