

令和 3 年 8 月 19 日現在

機関番号：12611

研究種目：挑戦的研究（萌芽）

研究期間：2018～2020

課題番号：18K19805

研究課題名（和文）ヒト脳内の高次意味表象に基づく意味表現とテキスト生成への挑戦

研究課題名（英文）Challenge for representing meaning and generating a text based on semantic representation in the human brain

研究代表者

小林 一郎（Kobayashi, Ichiro）

お茶の水女子大学・基幹研究院・教授

研究者番号：60281440

交付決定額（研究期間全体）：（直接経費） 4,800,000円

研究成果の概要（和文）：本研究は、ヒト脳内において想起された高次意味表象である言葉を解読し、脳内の状態から言葉の意味を表現する手法の開発することを目的とする。そのためのアプローチとして、(I) 音声によって与えられた言語刺激による脳活動状態を文章として取り出す脳内情報解読手法の開発、及び、(II) 脳活動状態をスパースコーディングを用いて得られた基底と言語の埋め込みベクトルであるword2vec及びBERTとの対応関係をとる回帰モデルを構築し、脳の認識の単位を言語の意味として表現する新しい言葉の意味表現を開発した。

研究成果の学術的意義や社会的意義

本研究においては、言語の意味は本来、ヒト脳の中に表現されるものであり、すでに言語となって外に出てきたものの中に意味を求めるのではなく、直接、脳内に表現される意味表象を使った新しい意味表現を構築するものである。これまで我々はヒト脳内を観測することができなかったため、言語が持つ論理的意味や語用論的意味をその表現と文法から捉えていたが、現在、fMRIなどを用いて直接脳内を観測することができ、その技術と脳の外で脳内の意味を表す言語の二つを合わせた新しい意味表現の構築を行なった。開発された脳活動と言語に基づく意味表現手法は、ブレインマシンインタフェースの構築に必要な脳内情報解読にも大きな役割を担う。

研究成果の概要（英文）：The purpose of this study is to develop a method for deciphering words, which are higher-order semantic representations recalled in the human brain, and expressing the meaning of words from the state in the brain. As an approach for that, (I) development of an information decoding method in the brain that extracts the brain activity state by language stimulation given by voice as a sentence, and (II) the basis obtained by using sparse coding for the brain activity state. We applied sparse coding to obtain the basis corresponding to the units of brain activity and constructed a regression model that corresponds to word2vec and BERT, which are regarded as embedded vectors of language, and developed a new meaning representation of words that expresses the unit of recognition of the brain as the meaning of language.

研究分野：言語情報処理、知能情報処理

キーワード：脳内情報解読 深層学習モデル fMRI 脳内状態推定 音声刺激 言語刺激 スパースコーディング

1. 研究開始当初の背景

言語刺激によりヒト脳内において想起された言語の意味表象を解読する脳内情報解読手法はそれまでに報告がなく、本研究において speech-to-text を実現する深層学習モデルを援用することにより実現を試みる。また、同時にヒト脳へ与える言語刺激を言語の分散埋込ベクトルである word2vec および音声埋込ベクトルである Acoustic embedding などを利用して表現し、それらと fMRI により取得した脳活動データとの対応関係をとることにより、脳内情報に基づいた新しい意味表現を提案する。

2. 研究の目的

本研究は、ヒト脳内において想起された高次意味表象である言葉を解読し、脳内の状態から言葉の意味を表現する手法の開発に以下の(1)、(2)のアプローチを持って取り組む。

- (1) 音声によって与えられた言語刺激からの脳内情報解読
- (2) 脳活動基底と分散表現基底の対応関係に基づく言語の意味表現手法の開発

3. 研究の方法

研究目的で取り上げた(1)(2)のそれぞれについて研究方法を示す。

- (1) 音声によって与えられた言語刺激からの脳内情報解読

End-to-End方式の音声認識・深層ニューラルネットワーク(DNN)であるESPNet [Watanabe+2016]を採用し、発話コーパスに日本語話し言葉コーパスを用いてネットワークを訓練する。実装したDNNの中間層の状態に脳活動データをニューラルネットワークまたはRidge回帰を用いて回帰学習する。これにより、音声刺激を受けた脳活動を観測したfMRIデータから音声内容のテキストを生成することで脳内情報解読を行うことを可能とする。

- (2) 脳活動基底と分散表現基底の対応関係に基づく言語の意味表現手法の開発

取得した音声データをテキストに書き起し、文節ごとに発話された単語を Skip-gram を使った word2vec による分散表現および BERT [Devlin+19] による埋込ベクトルに変換する。次に、スパースコーディングをかけた際に脳活動と word2vec による分散表現（または BERT による埋込ベクトル）の双方の基底の対応関係が明確になるように、脳活動データと分散表現/埋込ベクトルの観測時刻を軸に同期をとり、それを列とし行を脳活動データのボクセルの次元と分散表現/埋込ベクトルの次元を結合した結合行列を生成する。これを用いてスパースコーディングの辞書学習を行い、脳活動データと分散表現/埋込ベクトルの双方が対応した基底辞書を構築する。これにより、新たな脳活動データまたはテキストデータを入力として観測した際に、他方の状態推定を行うことを可能にする。言語刺激（音声）による脳活動データが得られた際に、それに相当する分散表現/埋込ベクトルを基底辞書から推定したものは、脳活動データから DNN を通じて生成されたテキストからなる分散表現/埋込ベクトルとも相関が高くなることが必然とされる。これを検証することから、2つの異なる入力（音声、テキスト）の双方からの脳内情報解読の正当性を検証する。また、スパースコーディングの辞書学習によって得られた個々の基底は脳活動の単位と意味の単位を合わせたものになっている。つまり、脳での意味表現が分散ベクトルの空間の意味表現によって表されることを意味する。これにより、脳活動に根拠を置く新しい意味表現を提案する。

4. 研究成果

- (1) 音声によって与えられた言語刺激からの脳内情報解読

図1に ESPNet を援用した音声刺激下の脳内情報解読手法の概要を示す。また、表1に ESPNet および脳活動データから ESPNet の中間層への回帰モデルの設定パラメータを示す。実験結果を表2に示す。

表 1 ESPNet および脳活動データから ESPNet 中間層への回帰モデル設定パラメータ

	自動音声認識 (音声→テキスト)	脳活動による音声中間表現推定 (脳活動→音声中間表現)	
		Ridge	NN
train データ	日本語話し言葉コーパス (CSJ)	音声刺激下の脳活動データ	
学習量	919,118 sample × 8 epochs	9,841sample	9,841sample × 20,000 epochs
アルゴリズム	AdaDelta	Ridge 回帰	SGD
入力次元	83 次元	脳領域ごとに異なる 表 4 参照	
隠れ層次元	Encoder 4 層: 全て 1024 次元 Decoder 1 層: 全て 1024 次元		10,000 次元
出力次元	3260 次元	25,600 次元	
誤差関数	CTC		平均二乗誤差
その他	CTC:Attention = 1:1	正則化項 ² $\lambda = 1.0$	

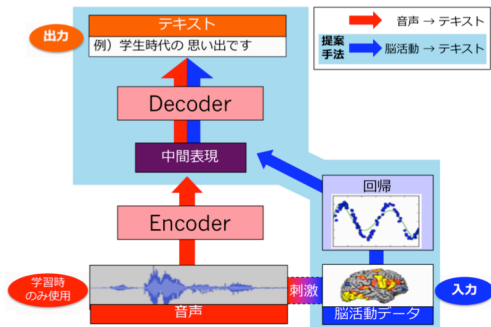


図 1 音声刺激下での脳内情報解読の概要

表 2 実験結果

脳領域	次元	Ridge	NN	
大脳皮質 (訓練)	187,656	0.99	0.23	
大脳皮質 (評価)	187,656	0.36	0.21	
ROI	前頭葉	33,279	0.26	0.24
	頭頂葉	26,886	0.22	0.25
	側頭葉	30,735	0.25	0.24
相関の高い 上位 N 個の ボクセル	N=1,000	3,000	0.26	0.29
	N=5,000	15,000	0.14	0.26
	N=10,000	30,000	0.23	0.23
	N=15,000	45,000	0.27	0.22
	N=20,000	60,000	0.29	0.21

表 2 に示す実験結果からわかるように評価データにおいては、およそ 0.2 を超えた相関係数が得られた。0.2 という値は脳神経科学の分野においては有意な値ではあるが、実際に脳活動データから音声内容に対応するテキストを生成することにおいて良好な結果は得られなかった。

(2) 脳活動基底と分散表現基底の対応関係に基づく言語の意味表現手法の開発

図 2 に言語の word2vec 分散表現/BERT 埋込ベクトルと脳活動データとの結合行列からスパースコーディングの辞書学習を行い、獲得された辞書基底を使って新たな言語情報から脳活動状態を推定する概要を示す。この際に獲得された辞書基底が脳活動の状態と分散表現/埋込ベクトルの空間における意味の対応を表現することで脳活動状態を反映した新しい意味が規定可能となる。また、図 3 に word2vec/BERT を用いた文表象行列の作成方法を記す。

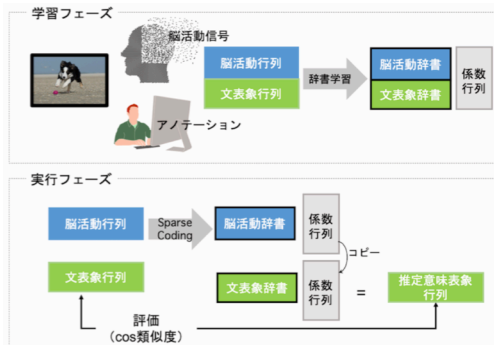


図 2 基底抽出を通じた文表象推定の概要

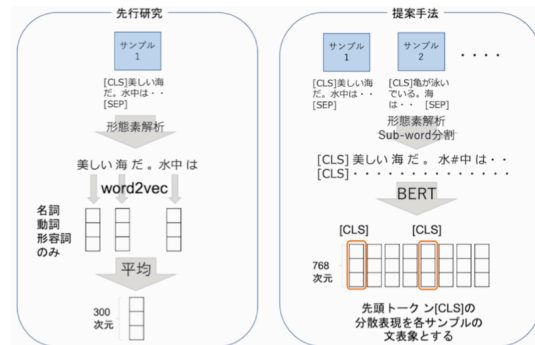


図 3 word2vec/BERT の文表象行列の作成

これらを用いて word2vec および BERT を文表象行列を推定した結果を表 3 に示す。

表 3. スパースコーディングにより得られた文表象行列の推定精度

被験者	サンプル数 訓練/テスト	間引き数	cos 類似度			
			word2vec		BERT	
			刺激と脳活動の時間差		刺激と脳活動の時間差	
			4sec	6sec	4sec	6sec
A	4500/300	1/2	0.138	0.138	0.396	0.384
		1/3	0.143	0.106	0.384	0.355
B	4500/300	1/2	0.695	0.650	0.549	0.587
		1/3	0.482	0.409	0.354	0.278
C	9000/600	1/4	0.187	0.210	0.220	0.177

表 3 に示す実験結果から word2vec と BERT における文表象行列の優劣を決められない結果になってしまった。これは Jat ら [Jat+2019] が示した結果を裏付けることにはならなかったが、今回は被験者データ数が多くなかったことあり、今後の課題としてさらに被験者数を増やした実験を行い、安定した結果が得られるようにするつもりである。

word2vec を文表象行列として採用した際のスパースコーディングによって得られた辞書基底と脳活動データとの対応関係の分析については、[学会発表③]を参照ください。

<引用文献>

- [Watanabe+2016] S. Watanabe, T. Hori, S. Kim, J. Hershey, T. Hayashi. “Hybrid CTC/attention architecture for end-to-end speech recognition.” *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing* 11.8 (2017): 1240-1253.
- [Devlin+2018] Jacob Devlin, Ming-Wei Chang, Kenton Lee, and Kristina Toutanova. BERT: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. In *Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies, Volume 1 (Long and Short Papers)*, pp. 4171-4186, Minneapolis, Minnesota, June 2019. Association for Computational Linguistics.
- [Jat+2019] Sharmistha Jat, Hao Tang, Partha Talukdar, and Tom Mitchell. Relating simple sentence representations in deep neural networks and the brain. In *Proceedings of the 57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, pp. 5137-5154, Florence, Italy, July 2019. Association for Computational Linguistics.

5. 主な発表論文等

〔雑誌論文〕 計0件

〔学会発表〕 計4件（うち招待講演 0件 / うち国際学会 0件）

1. 発表者名 尾崎花奈, 西田知史, 西本伸志, 麻生英樹, 小林一郎
2. 発表標題 脳活動データ及び意味表象情報の対応関係の調査
3. 学会等名 第35回ファジィシステムシンポジウム
4. 発表年 2019年

1. 発表者名 島百子, 尾崎花奈, 小林一郎
2. 発表標題 スパースコーディングを用いた脳内意味表象推定におけるBERTの有効性の検証
3. 学会等名 第26回言語処理学会年次大会
4. 発表年 2020年

1. 発表者名 Kana Ozaki, Satoshi Nishida, Shinji Nishimoto, Hideki Asoh, and Ichiro Kobayashi
2. 発表標題 Analysis of Correspondence Relationship between Brain Activity and Semantic Representation
3. 学会等名 Cognitive Computational Neuroscience 2019 (CCN2019)
4. 発表年 2019年

1. 発表者名 漆原理乃, 小林一郎
2. 発表標題 音声刺激下の脳活動情報からのテキスト生成への取り組み
3. 学会等名 言語処理学会第25回年次大会 (NLP2019)
4. 発表年 2019年

〔図書〕 計0件

〔産業財産権〕

〔その他〕

-

6. 研究組織

	氏名 (ローマ字氏名) (研究者番号)	所属研究機関・部局・職 (機関番号)	備考
研究協力者	西本 伸志 (Nishimoto Shinji)		
研究協力者	麻生 英樹 (Asoh Hideki)		

7. 科研費を使用して開催した国際研究集会

〔国際研究集会〕 計0件

8. 本研究に関連して実施した国際共同研究の実施状況

共同研究相手国	相手方研究機関
---------	---------