脳磁図からニューラルデコーディングによるオブジェクトのカテゴリーと名称の識別

Object category and name classification using neural decoding from MEG 早稲田大学 先進理工学研究科 電気・情報生命専攻 村田研究室 修士1年 5321EG02 劉栗 Li Liu

要約

視覚、聴覚等の感覚の受容、言語の理解と産出、身体の運動など、様々な活動に伴って、人間 の脳内ではそれぞれの活動を担う領域に存在するニューロンが活性化し、電気信号を送受信し て活動を伝え合う。神経活動を反映する電気信号ないし磁気信号は、脳波

(Electroencephalogram: EEG) または脳磁図 (Magnetoencephalography: MEG) として 記録することができる。本研究の目的は、人間がオプジェクトを知覚し、イメージし、発話す る際の脳波及び脳磁図を収集して解析する「ニューラル・デコーディング」によって、オブ ジェクトのカテゴリーと名称の分類を行うことである。将来的には研究を発展させることで、 ブレイン・マシン・インターフェースの構築と利用に役立てることを目指したい。

With various activities such as reception of sensations like sight and hearing, understanding and production of language, and physical movement, neurons in those areas responsible for each activity are activated in the human brain to send and receive electrical signals. Electrical or magnetic signals that reflect neural activity can be recorded by electroencephalograms (EEG) or magnetoencephalography (MEG). The purpose of this study is to classify objects by their category and name through "neural decoding", which collects and analyzes EEG and MEG data when human subjects perceive an object, image, and speak during the experiment. In the future, I would like to expand my research and use it to build and utilize the brain-machine interface.

背景・目的

- 研究<u>目的</u>:本研究では、ニューラルデコーディングによってオブジェクトを知覚し、 ×ージし、発話する際の神経活動から知覚したオブジェクトのカテゴリー及び発話され
- る言語を解読することを目的とする。 ・ <u>先行研究</u>: [1]Chan et al. (2011)は、機械学習アルゴリズムを利用して、言語に関するタスクを実行している被験者のEEG及びMEGのデータから、単語とセマンティックカ テゴリーをデコーディングできることを実証した。
- ・ <u>先行研究との相違</u>:オブジェクトの名称を言語として呈示するのではなく、イメージ を呈示することで言語化やオブジェクトの使用イメージの段階も研究対象に含める。先行 研究はMEGを使っていたが、本研究のように想像と発話の段階を設定してはいなかった。 Research Questions:
 MEGのデータで、4段階の活動に対するニューラルデコーディングが可能か?
 MEGのデータを使うことで、従来の研究より高い正答率が得られるか?

実験

2021年の8月に東京電機大学において脳磁図計測実験を行い、5人分のデータを収 集した。実験課題は下記の4つのステップから構成され、各ステップの所要時間は 2秒であった。6枚の写真(sushi, gyoza, cookie, kushi, knife, pencil)を用意し、 それぞれの写真について50回ずつランダムに呈示した。参加者が以下のように実験 を行った。 1) オブジェクトの呈示 (2秒)

- 2) オブジェクトを使って・食べているところをイメージする(2秒)
- 3) オブジェクトの名前を口に出さないでイメージする(2秒)
- 4) オブジェクトの名前を口に出して言う(2秒)
- * 本研究は、早稲田大学村田研究室、大須研究室、酒井研究室、東京電機大学 田中研究室、住友重機械工業の共同研究として実施された。

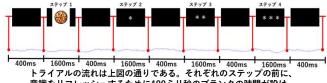


呈示するオブジェクトの例1

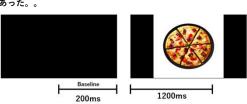
物の認識 > 場面をイメージ > 言葉をイメージ > 発話

前処理

エポックの切り出し



意識をリフレッシュするために400ミリ秒のブランクの時間が設け されている。実際に各ステップが遂行された時間は1600ミリ秒で あった。。

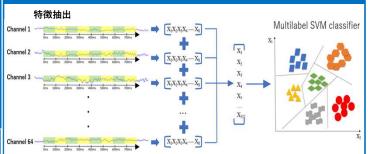


エポックを切り出す時、各ステップが開始される前のブランクの半分 (200ミリ秒)を「Baseline」として選定し、各ステップが開始された後の4分の3 (1200ミリ秒)をエポックのタイムウインドウとして 選定した。

データの分け方とモデルの選択



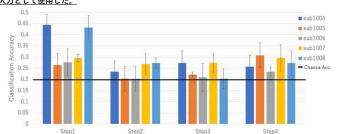
分析



データに含まれるノイズの影響を軽減するために、0,100,200,300,400, 500,600,700ミリ秒の8個のタイムポイントを選定した。それぞれのタイムポイントごとに、100ミリ秒のタイムウインドウを設けた。タイムウイ ンドウ内の脳磁気フィールドの平均を計算して、64チャネルからの合計 512個の値をベクターに入れて、機械学習の入力データとして使用した。

結果

実験装置のイメージ1(sushi)のチャネルにVoice Keyからの信号を混入し、イメージ1の データを使用できなくなったため、イメージ1を除いて、五つのイメージのデータを機械学習の 入力として使用した。



	Step 1	Step 2	Step 3	Step 4
p-value	0.022	0.072	0.078	0.013
Random or Significant?	Significant	Random	Random	Significant

Permutation Test, p < 0.05正答率は被験者ごとに大きく異なったため、有意差検定を行った。ステップ 1と4のp値は0.05より小さく、有意差ありと判断された。しかし、ステッ プ2と3は有意差なしという結論を得られた。物の認識と発話の段階と違い、 場面のイメージや言葉のイメージなどの脳内だけで行った作業は信号の強度 と比較してノイズの割合が高いため、ニューラルデコーディングが難しいこ とが分かった。

ディスカッション

機械学習の課題:

機械学習のモデルをトレーニングする際に、どの参加者のデータでも、どの段階 でも、ある程度のオーバーフィッティングが発生した。そして、モデルを調整し ても、なかなか良い結果まで収束しなかった。

The Answers to the Research Questions:

- ◆ MEGのデータで、4段階の活動に対するニューラルデコーディングが可能か? この疑問に対して、ステップ1とステップ4はチャンスレベルより有意に高い正答率 が得られたと判断されたので、答えはYES、ステップ2と3については現段階では NOとなる。
- ◆ MEGのデータを使うことで、従来の研究より高い正答率が得られるか? これは、[1]Chan et al. (2011)で平均60%の正答率が得られていたので、現時点 ではNOだということになるが、今後の実験方法の改善や、解析方法を試してみるこ とで、可能性があると言える。

今後の対策:

- (1) 分析方法を改善する(特徴量抽出や、モデルを工夫する)
- (2) 計測方法を工夫する(トライアル数を増やしてデータを増やす、ノイズの 少ない計測を工夫する)。

参考文献

[1] Chan, Alexander M. et al. "Decoding Word And Category-Specific Spatiotemporal Representations From MEG And EEG". Neuroimage, vol 54, no. 4, 2011, pp. 3028-3039. Elsevier BV, doi:10.1016/j.neuroimage.2010.10.073.