

脳活動予測に特化した大規模言語モデルの構築

発表者 : 羅 桜 (お茶の水女子大学)

研究代表者 : 小林 一郎 (お茶の水女子大学)

共同研究者 : 宮尾祐介 (東京大学)

1. 背景・目的

脳と深層モデルの構造的同一性

ヒト大脳皮質の情報処理と深層学習の階層表現に同一性があることが示され、神経科学におけるDLの有用性が注目されている。

既存の脳-言語モデルは中規模モデルが主流

BERTやGPT-2等を用いた脳活動予測研究が進展しているが、使用されるモデルは比較的規模が小さく、性能の限界がある。

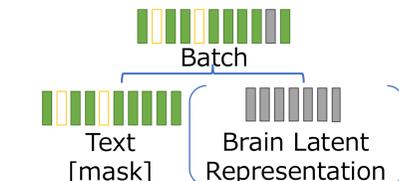
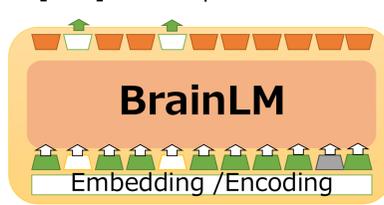
大規模モデルの導入には計算資源が障壁

LLMの規模が大きくなるほど予測性能が向上することが確認されている一方で、学習に必要な大規模計算資源の制約により応用が進んでいない。

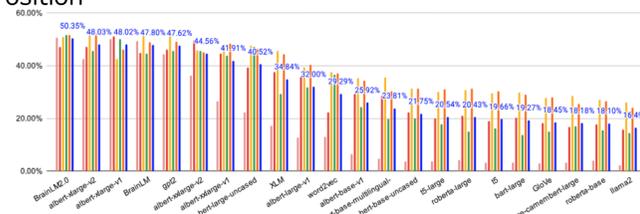
- 目的
- BrainLMのLLM拡張版を構築
 - マルチモーダル学習による脳-言語対応の最適化
 - 神経科学・BMI・AIへの応用資源の提供

2. 先行研究

Legend: Text Vec (Green), Brain Vec (Grey), BrainLLM Vec (Orange), [CLS] (Blue), () Optional, MASK Position (Yellow)



BrainLM: A Joint Framework for Brain-Language Model



各脳領域におけるPC値の結果を示す。各クラスは符号化課題のモデル結果を表し、22種の検証モデルを横軸に、視覚関連の5領域と平均値を色分けして表示している(精度順に並び替え)。

- 双方向マルチモーダルモデルの構築: 脳活動と言語刺激を統合的に扱うBrainLM
- 脳データの限界に対する工夫: 小規模データでも安定的な学習を可能に
- 高精度と多言語対応: 20以上のSOTAモデルを上回る符号化性能を達成

3. 研究概要

Step 1 | データ整備

- 公開データセット (ds003020, Alice等) および自前データを整備
- fMRI/EEG信号とその対応テキストのペアを生成

Step 2 | BrainLLM構築

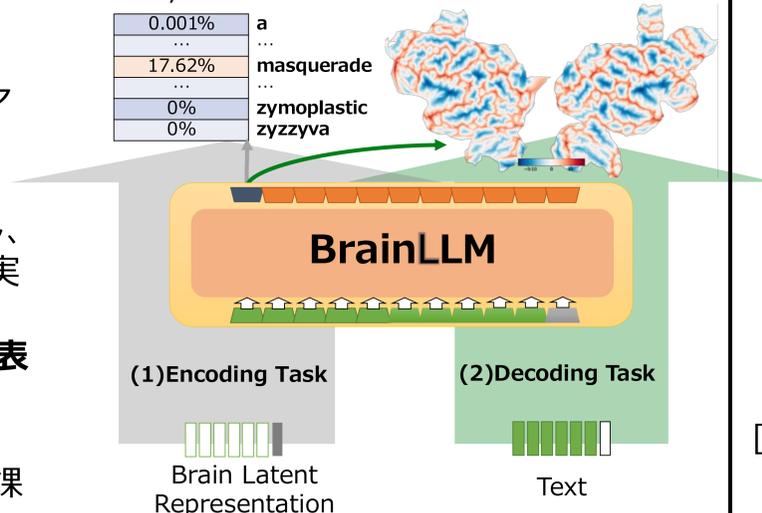
- LLaMA3・Gemma等の70B級LLMに対し、脳-言語ペアを用いたCLIP型事前学習を実施
- Contrastive lossにより、脳-言語の統合表現空間を構築

Step 3 | 性能評価

- 感情予測、視覚再構成、意味同定などの課題で脳状態を予測
- 精度 (相関/分類性能) + 再現性 + 可視化性により総合評価

All English Words' Possibility Classification: Distribution of cortical correlation coefficients

0.001%	a
...	...
17.62%	masquerade
...	...
0%	zymoplastic
0%	zyzzyva



BrainLLM: A Joint Framework for Brain-Large Language Mapping

[fMRI 信号] + [対応テキスト]

[LLMによる意味特徴抽出]

(LLaMA3, Gemma等)

[脳活動とのマルチモーダル統合]

(CLIP型事前学習)

[線形回帰モデルによる脳状態予測]

高精度 × 解釈可能性 × 汎化性能

4. 実験設定

使用モデル

- エンコーディングモデル
 - distilbert-base-uncased (軽量)
 - bert-large-uncased (高精度)
- Seq2Seq モデル
 - t5-small, t5-base, t5-large
 - t5-3b, t5-11b (大規模モデル)
- 大規模言語モデル
 - LLaMA / LLaMA 2 / LLaMA 3
 - LLaVA / LLaVA-1.5
 - Qwen-VL, InternVL
- 回帰モデル
 - リッジ回帰
 - Bootstrap リッジ回帰

検証手法:

Pearson correlation (Corr., 相関性): 線形関係の強さ

Mutual Information (MI, 共通情報): 非線形な関連性

Sensitivity (Sens., 感度): 真陽性率、正しく識別できた割合

Specificity (Spec., 特異度): 真陰性率、誤った分類を避ける能力

Invariance (Inv., 不変性): 変動の少なさ、データの安定性

* 実装: Pythonのscipy.statsパッケージの関数を使用

研究スケジュール

時期	実施内容
2025年4月~6月	予備実験・データ整備 (EEG/fMRI)
2025年7月~9月	モデル設計・CLIP拡張・事前学習
2025年10月~12月	微調整+評価 (脳波→文章生成精度)
2026年1月~3月	応用実験 (多言語対応・被験者間差異分析)

使用資源

項目	内容
GPU資源	Wisteria/BDEC-01 (東京大学) 55,680 GPU時間予定
使用データ	ds003020, Alice Dataset, 自前収集fMRI/EEGデータ等

5. まとめ

技術的特徴・貢献

- 70B級LLMに基づく脳活動状態予測に特化したLLMの初構築
- fMRI × LLM埋込表現のCLIP型コントラスト学習を脳科学へ応用
- 医療・BMI・神経計算など多分野への展開を意識した基盤資源の公開構築
- Lipschitz制約付き線形モデルを併用し、モデル解釈性・安定性も比較・検証

今後の展望

- 本研究により得られるBrainLLMは「脳-言語」橋渡し資源として多領域に再利用可能
- 多被験者・マルチモーダル・言語×視覚×感情等の統合モデルへの展開
- 脳状態解読の臨床応用や、ヒトに近似した人工神経回路網設計への応用を視野に入れる