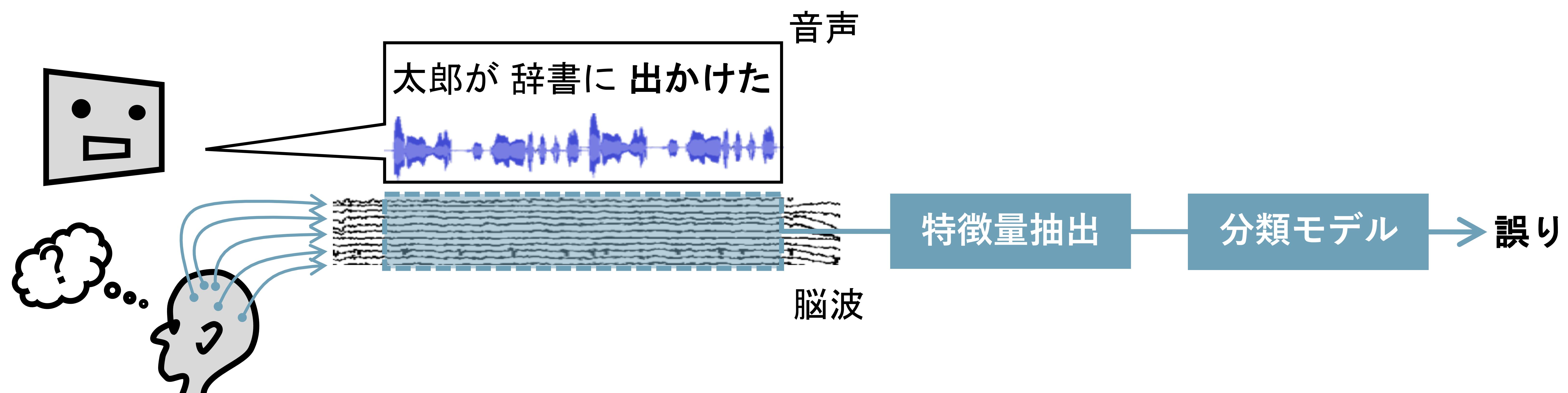


時系列注意機構モデルによる脳波を用いた音声文の意味誤り検出

本村駿乃介, 田中宏季, 中村哲

奈良先端科学技術大学院大学 先端科学技術研究科

{motomura.shunnosuke.mj1, hiroki-tan, s-nakamura}@is.naist.jp



背景と目的

- 背景:** 文の意味的な正しさ・誤りの自動評価を目指す
 - 主観評価では、評価者ごとに意味の解釈や程度が異なる (e.g. 機械翻訳, 対話システム)
- 目的:** 音声文を聴解時の单一試行脳波による意味誤りの検出
 - 脳波: 自発的信号 -> バイアスを排除した客観的な評価が可能
 - N400: 文中の意味的な誤り単語に対する反応 [1] (約50試行の加算)
- 関連研究:** 単一試行脳波の分類 (高ノイズ比 -> 一般的に困難)
 - 音声文中の意味誤り検出 [2]
 - 誤りが生じる特定の位置の単語に対する脳波のみを分類に使用
 - 注意機構付き Recurrent Neural Network (RNN) による脳波の分類 [3]
 - 言語処理などの認知処理に関する脳波の分類には用いられていない
- 本稿の貢献**
 - 文全体の脳波を用いた音声文中の意味違反の検出
 - 言語処理に関連した脳波に対して注意機構付き RNN を評価
 - 各文中的脳波における、注意機構の重みの可視化

実験に使用した音声文

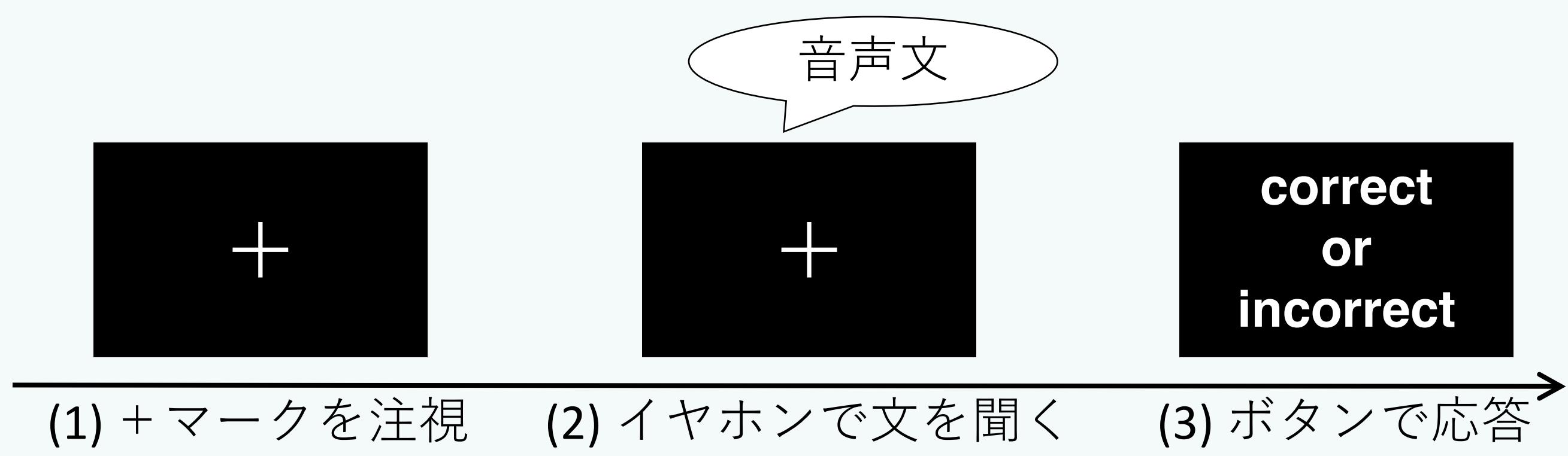
意味違反条件 (selectional restriction)

- 意味の正しい文と誤り文をそれぞれ40文ずつ作成 [2]
- 対応する二種類の文の例
 - a. 太郎-が 旅行-に 出かけ-た
 - b. #太郎-が 辞書-に 出かけ-た (#は意味逸脱を示す)
- 3番目の文節の単語によって正しい文・意味誤り文の認識が可能
- 意味誤り文はすべて Cloze 確率が0となっていることを確認 [2]
- 専門の女性ナレータの発話音声を実験刺激に使用

脳波収録実験と前処理

実験設定

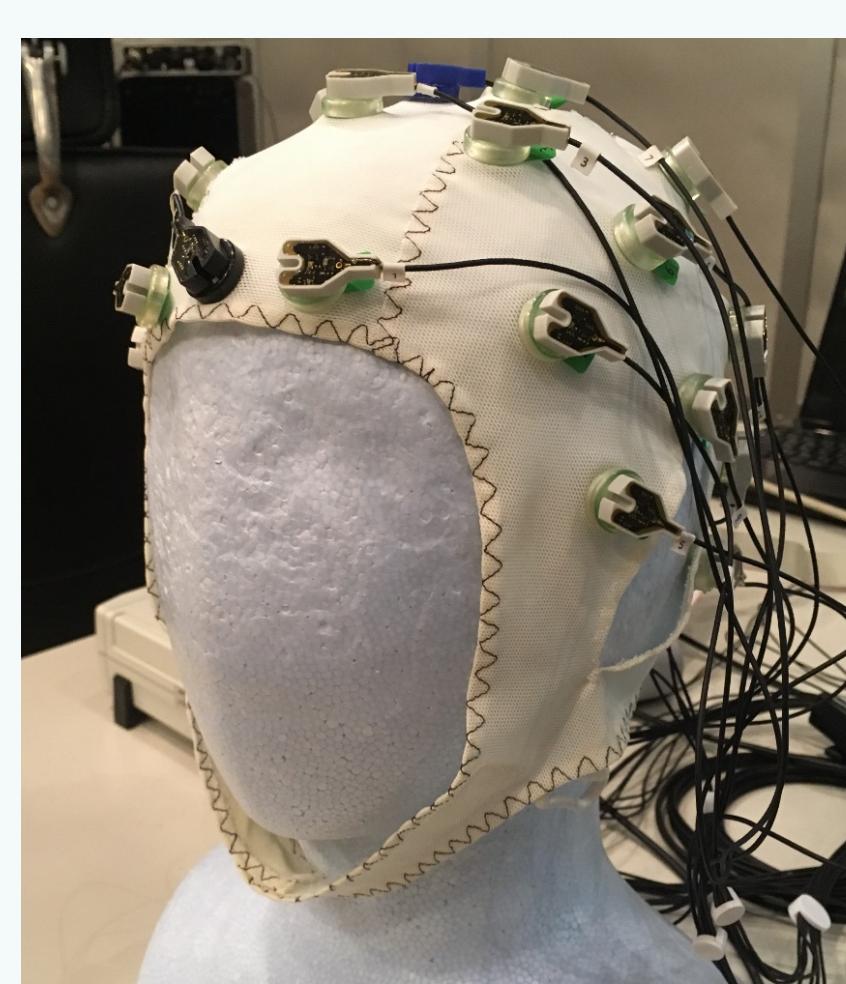
- 脳波収録と実験は音響室で行った



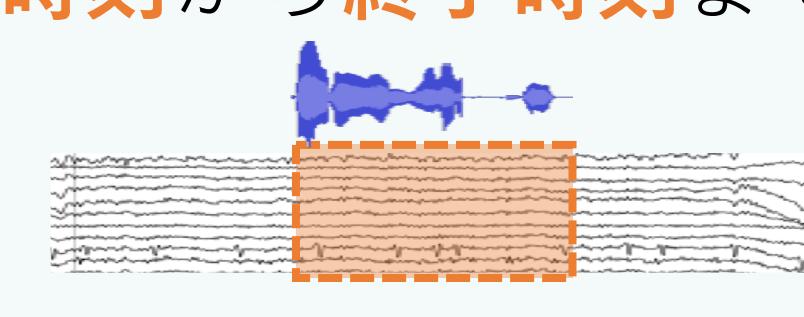
実験参加者: 19名の日本語母語話者

脳波収録と前処理

- 脳波計: Brain Product 製 ActiCap (32チャンネル電極)



- 前処理
 - 再電極配置 (TP9とTP10を基準電極, FCzを追加) -> 31チャンネル
 - ハイパスフィルタ (1Hz)
 - 脳波の切り出し (音声の開始時刻から終了時刻まで)
 - ダウンサンプリング (250Hz)
 - 眼球運動由来のノイズを独立成分分析により除去 -> データ欠損等により, 2名のデータを除外



[1] Kutas, M. et al, (1984). Brain potentials during reading reflect word expectancy and semantic association. *Nature*, 307(5947), 161.

[2] Tanaka, H. et al. (2019). EEG-based single trial detection of language expectation violations in listening to speech. *Frontiers in computational neuroscience*, 13, 15.

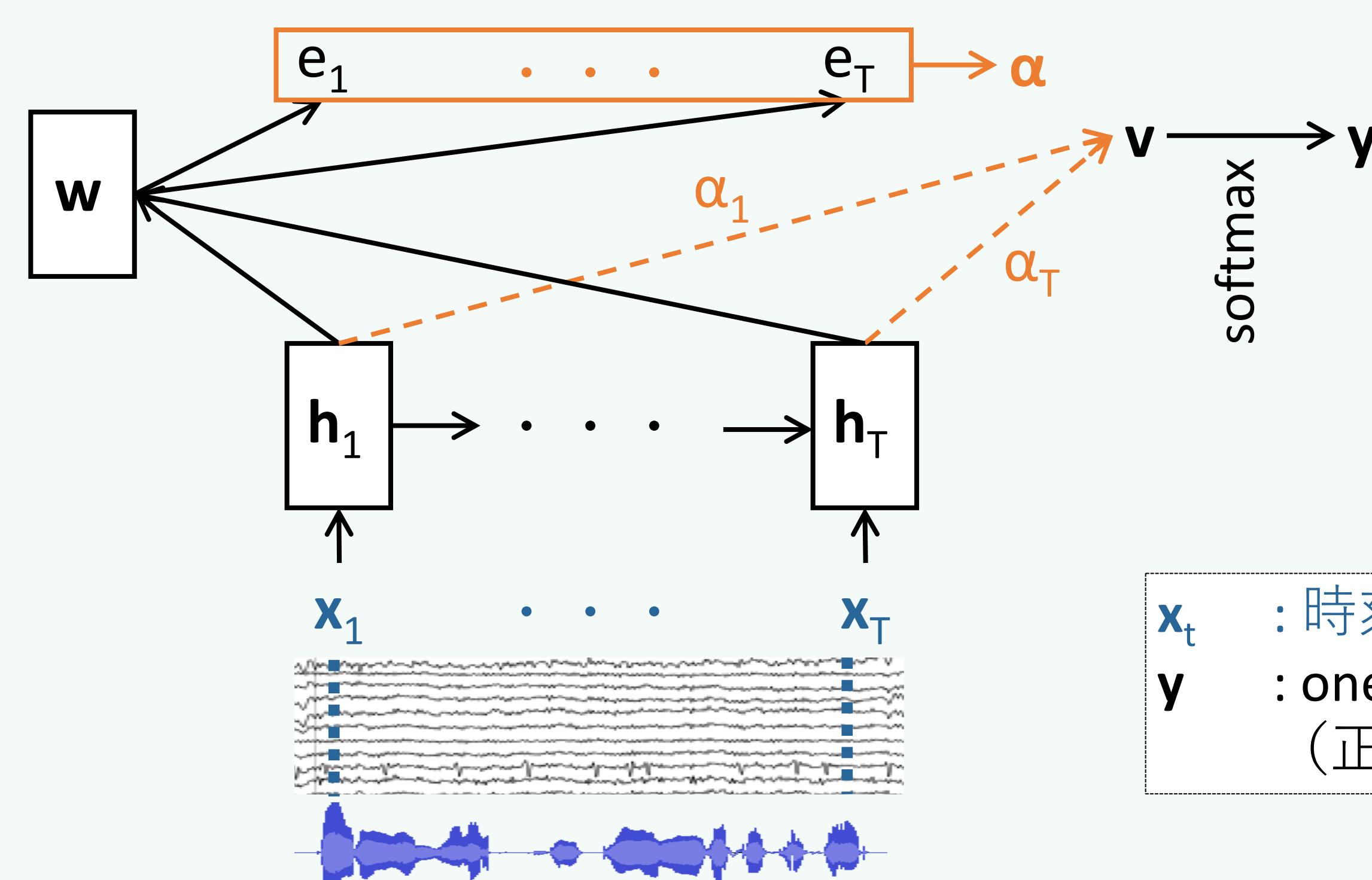
[3] Phan, H. et al, (2018). Automatic sleep stage classification using single-channel eeg: Learning sequential features with attention-based recurrent neural networks. In (EMBC) 1452-1455.

[4] Felbo, B. et al, (2017). Using millions of emoji occurrences to learn any-domain representations for detecting sentiment, emotion and sarcasm. *arXiv preprint arXiv:1708.00524*.

分類モデルと特徴量

注意機構付き RNN [4]

- 系列中から予測に重要である時刻に重みを与える、分類に用いる



特徴量

- 脳波の電位 (20Hzでローパスフィルタ済) -> 各時刻で31次元

分類

データ

	Train	Develop	Test
11名・856文	2名・156文	4名・310文	

- 意味の正しい文・誤り文の数は等しい -> チャンスレベルは50%
- Trainデータの平均と標準偏差による標準化
- Trainデータをガウスノイズによるデータ拡張 -> 過学習の抑制を期待

モデル

- 双方向GRU (注意機構付き・無し)
- ハイパープラメータの最適化
 - Trainとdevelop内の10分割交差検証により決定

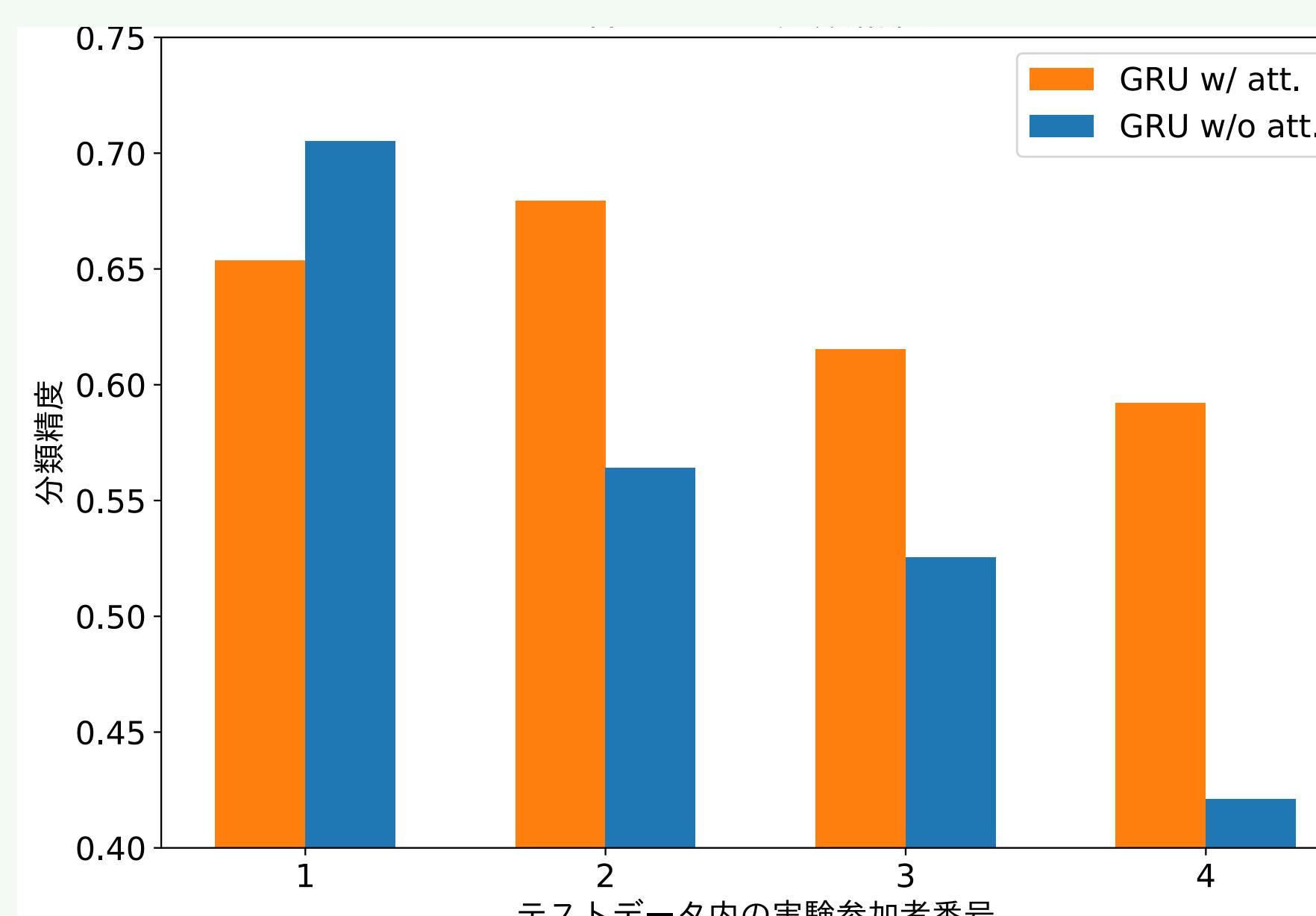
結果とまとめ

分類精度

モデル	精度	再現率	適合率
注意機構GRU	63.5*	71.6	61.6
GRU	55.4	47.0	56.5

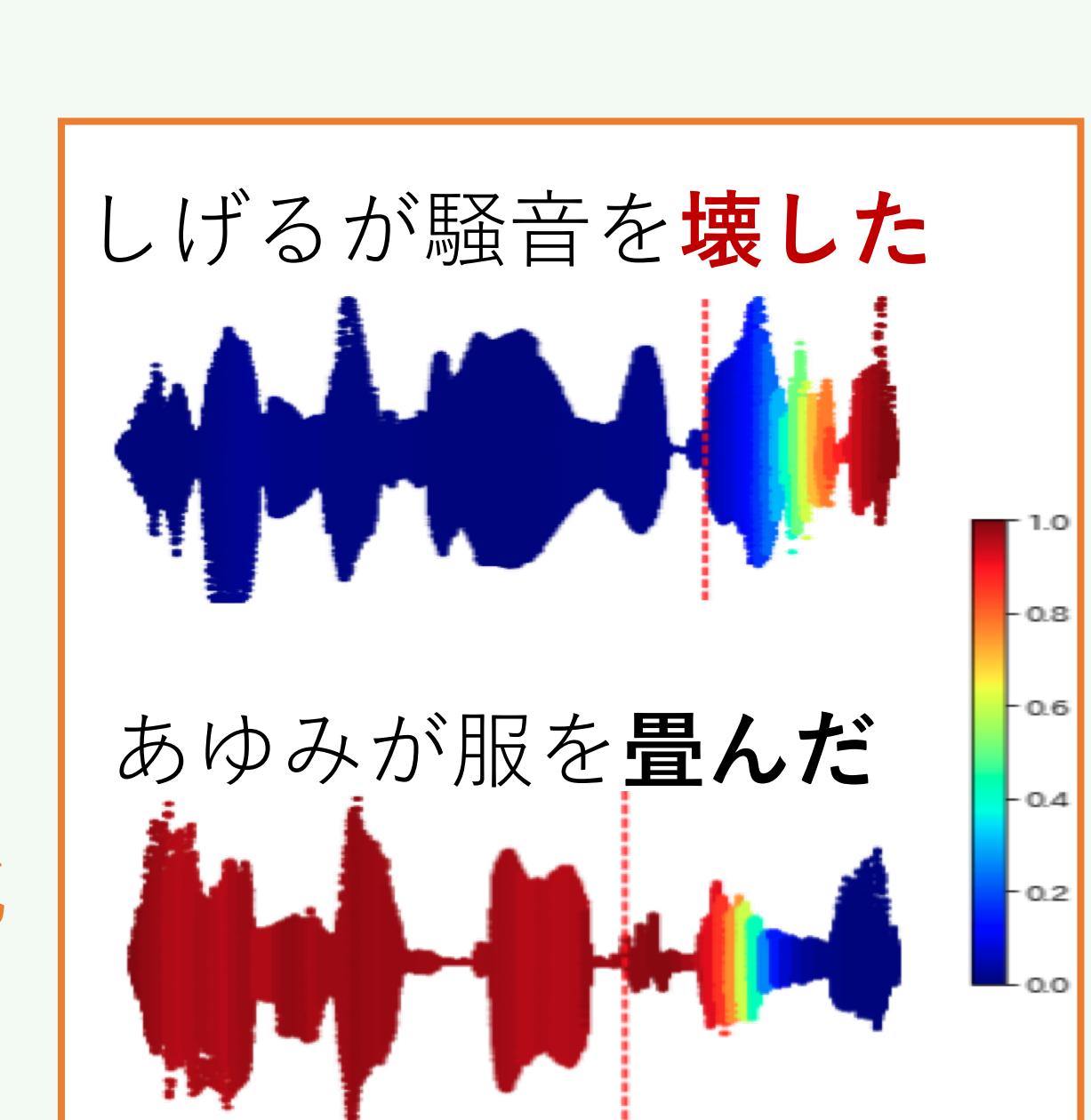
*: p < 0.01 (両側二項検定)

参加者 (test) ごとの分類精度



音声波形上に注意機構の重みの可視化

- 意味違反と予測する場合は 3番目の単語を認識する時刻付近に重み



今後の展望

- 様々な文長を持った文を刺激に使用
- Cloze 確率 [1] の予測
 - 先行する文脈に続く単語の穴埋め課題 -> ある単語の回答数 / 全回答数