

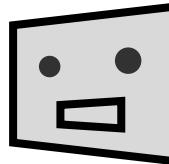


ニューラルネットワークによる 単一試行脳波信号を用いた 音声文中の統語誤り検出

奈良先端科学技術大学院大学
○本村 駿乃介, 田中 宏季, 中村 哲



誤り認識



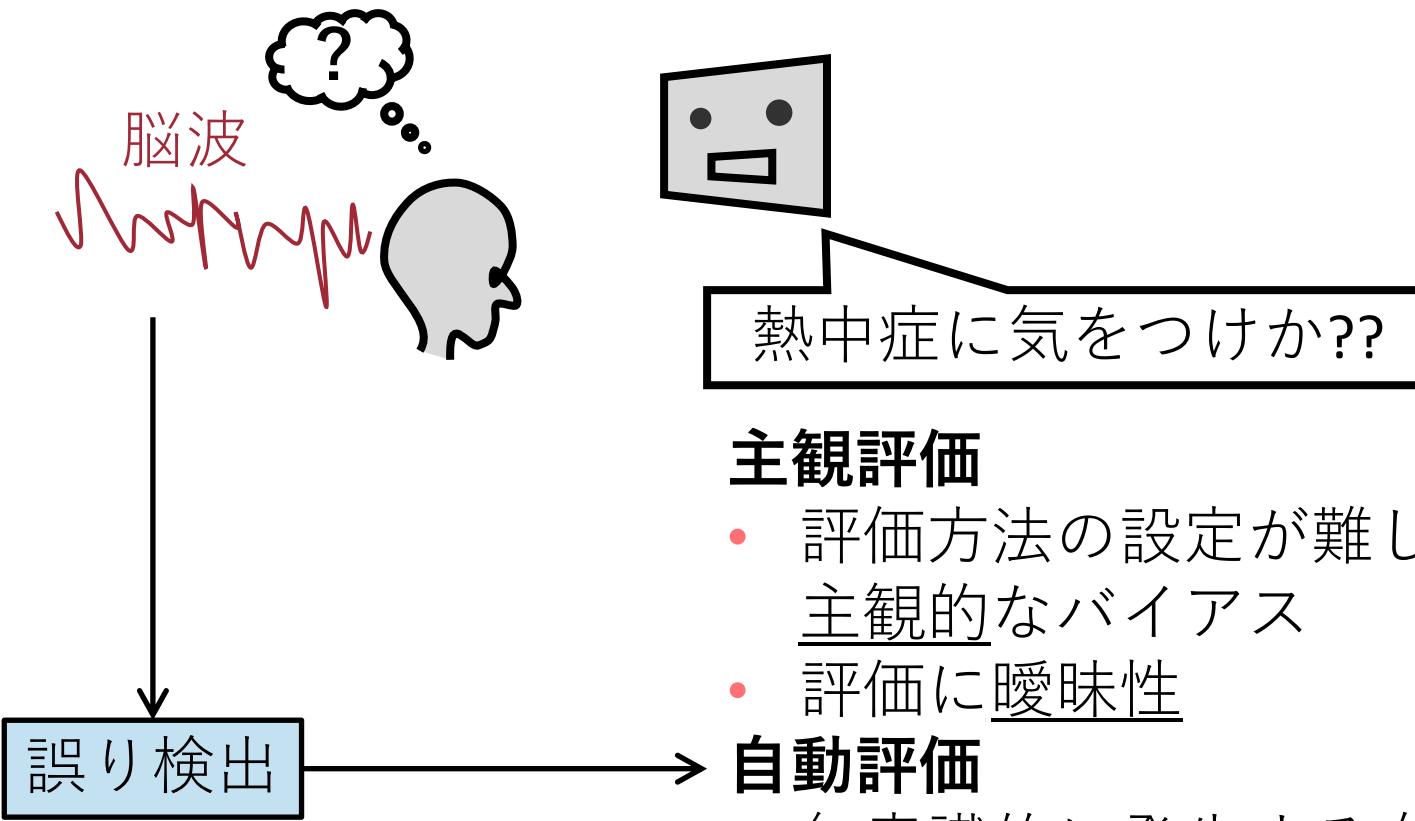
熱中症に気をつけか??

[東中., 2016]

主観評価

- 評価方法の設定が難しく,
主観的なバイアス
- 評価に曖昧性

東中竜一郎, et al. "テキストチャットを用いた雑談対話コーパスの構築と対話破綻の分析." 自然言語処理23.1 (2016): 59-86.



Luck, Steven J. An introduction to the event-related potential technique.
MIT press, 2014.

主観評価

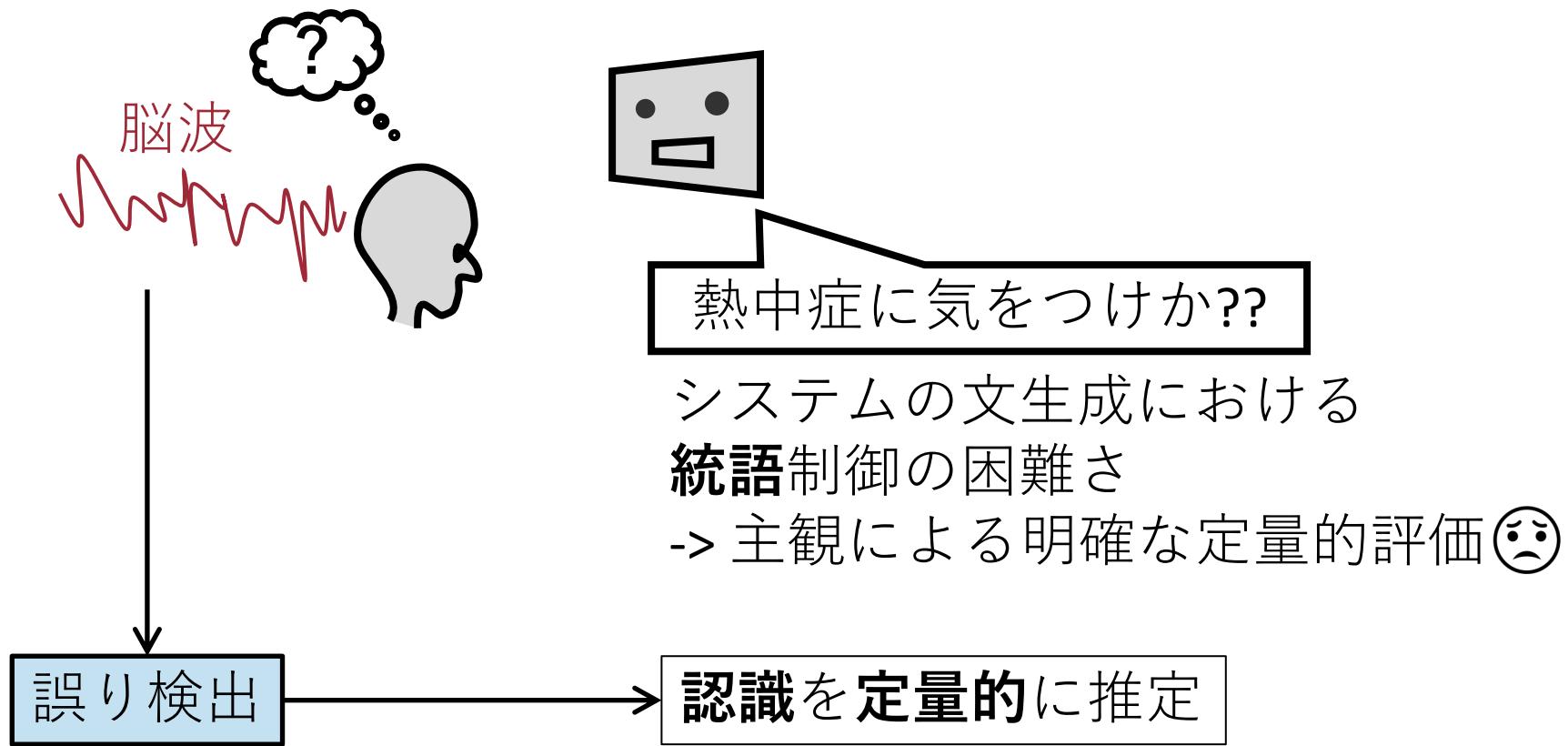
- 評価方法の設定が難しく,
主観的なバイアス
- 評価に曖昧性

自動評価

- 無意識的に発生する自発信号
-> ~~恣意的なバイアス~~
- 認識処理に特定な情報 [Luck, 2014]
- ブレイン・コンピュータ・インターフェース (BCI)

統語誤りの自動検出

研究背景



- 本研究の目的：脳波による文中の統語誤りの自動検出
 - 初めのステップとして明確な誤りを検出

- **脳波**：人間の脳の電気的活動を頭皮上の電極で計測

- 非侵襲
 - 高い時間分解能（ミリ秒単位）
 - 小型で装着が容易
- > BCI応用によく用いられる

- **事象関連電位（ERP）**：特定の認知処理を反映した反応
複数回試行の加算平均により観測

[Luck, 2014]

主なERP成分

- P300：まれに生じる刺激への注意
- N400：文中の意味的な違反に対する反応
- **P600**：文中の統語的な違反に対する反応 <- 今回の対象

[Osterhout, L. et.al, 1992]

L. Osterhout and P.J. Holcomb, "Event-related brain potentials elicited by syntactic anomaly," Journal of Memory and Language, vol.31, no.6, pp.785–806, 1992.

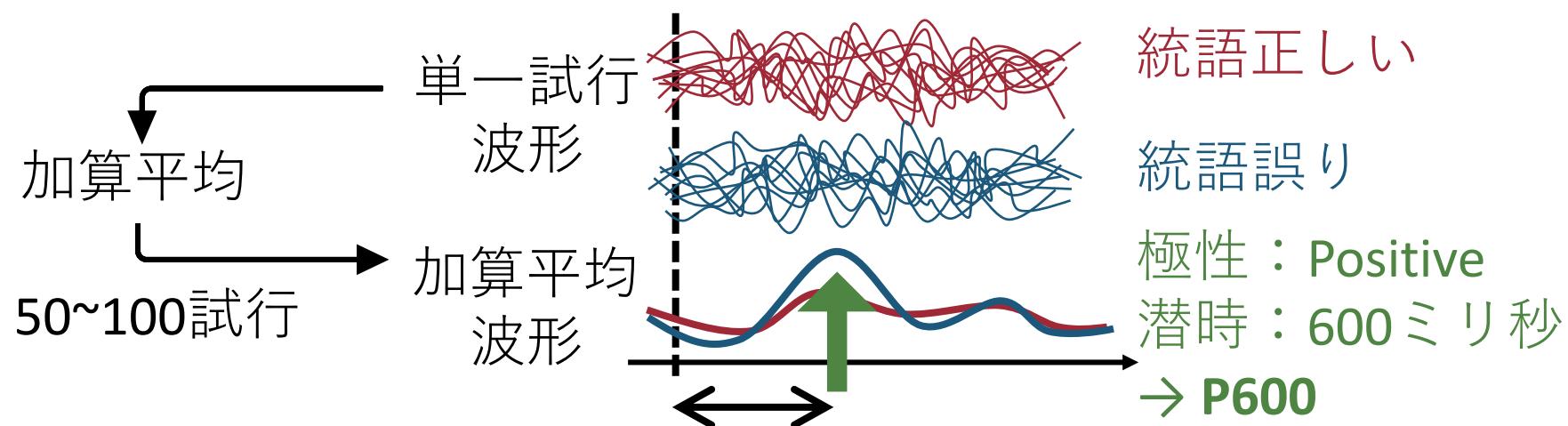
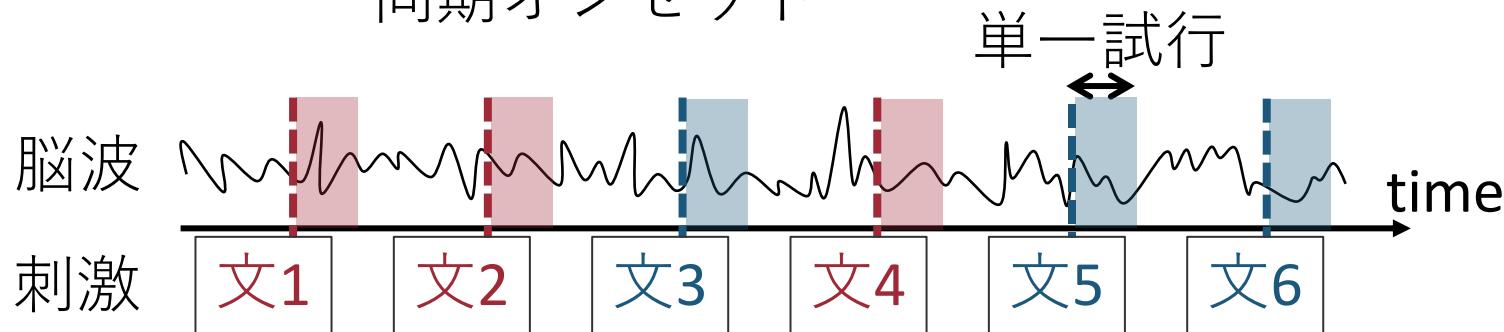
脳波の統語誤りに関する研究

研究背景

- P600 : 文の統語構造を再構築する処理を反映

- e.g. • 動物園で何を見たか
• *動物園で何を見たよ
- 同期オンセット

L. Nakagome, Kazuyuki, et al. "A topographical study of ERP correlates of semantic and syntactic violations in the Japanese language using the multichannel EEG system." *Psychophysiology* 38.2 (2001): 304-315.



单一試行脳波の分類に関する研究

研究背景

- BCI応用を目的としたERP成分に関する单一試行脳波の分類
 - P300成分の分類問題は多く研究されている

B. Blankertz , S. Lemm , M. Treder , S. Haufe, and K.-R.Müller, "Single-trial analysis and classification of erp components — a tutorial , " NeuroImage , vol.56 , no.2 , pp.814–825 , 2011 .

- ニューラルネットワーク (NN) による分類手法が、高次元で非線形な問題に有効である

L. Vařeka and P. Mautner, "Stacked autoencoders for the p300 component detection," Frontiers in neuroscience, vol.11, p.302, 2017.

- 言語の違反に関するERP成分 (N400やP600) はP300と比較して、背景脳波に対する成分の信号雑音比 (SN比) が低い
 - **言語に関連した单一試行脳波**の研究は少ない
 - 有効性が期待されるニューラルネットワークを用いた研究は特に少ない

单一試行脳波による言語違反検出

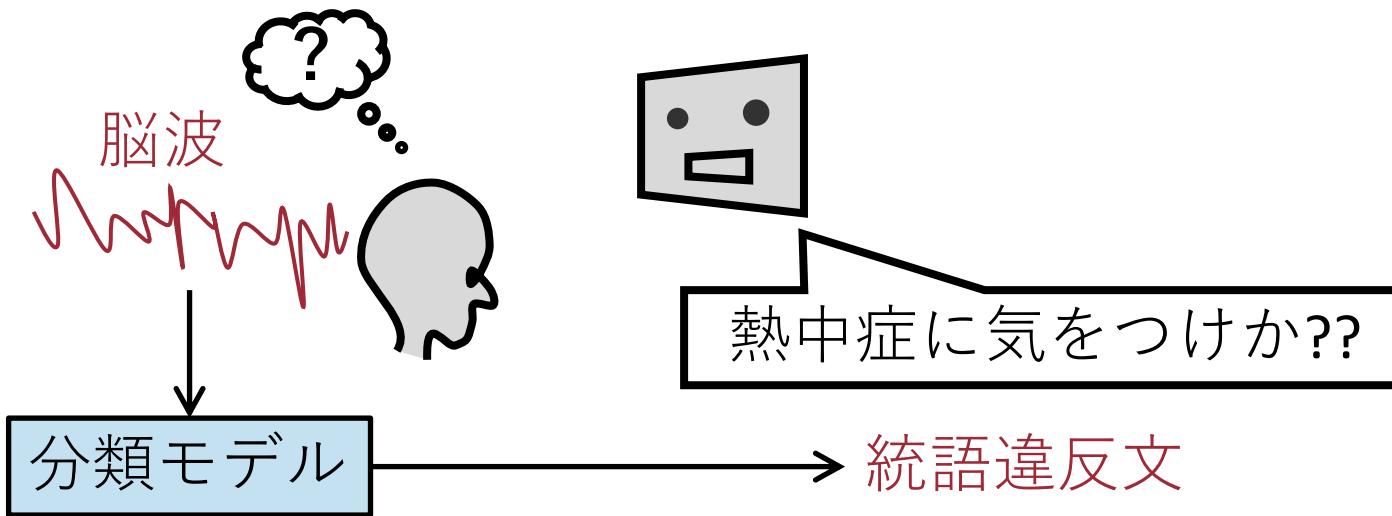
[H. Tanaka., et.al, 2019]

研究背景

- 音声文中の統語違反と意味違反について、单一試行脳波を分類
 - 特徴量
 - 時間領域（各時間区間の電位の平均値）
オンセットから200-300, 300-500, 500-800ミリ秒
 - 周波数領域（各周波数帯のパワーの平均値）
 δ 帯, θ 帯, α 帯, β 帯
 - 結果
 - 統語違反 : 57.7% (MLP), 54.7% (SVM)
- ERP成分に関する**特定の事前知識**に基づいて、分類に重要な時間と周波数の範囲を選択している
 - NNによる手法による、事前知識に基づかない分類の有効性の検討が残されている

H. Tanaka, H. Watanabe, H. Maki, S. Sakriani, and S. Nakamura, "Electroencephalogram-based single-trial detection of language expectation violations in listening to speech," Frontiers in Computational Neuroscience, vol.13, p.15, 2019.

研究概要



● 目的

音声文中の統語違反の有無を聴取時の**单一試行**脳波により分類

● 手法

ニューラルネットワークモデルによるERP成分の特有の時間と周波数範囲の選択を行わない手法を評価

- 統語違反（二重主格構文）

- e.g. (a: 統語の正しい文, b: 統語違反文)

- a. 学生-が 建築家-を 助け-た

学生が建築家を助けた

- b. *学生-が 建築家-が 助け-た

- 下線の助詞の呈示時刻を刺激の同期オンセット

- 意味の正しい文, 意味違反文, **統語の正しい文**, **統語違反文**, フィラー文；各40文ずつ呈示

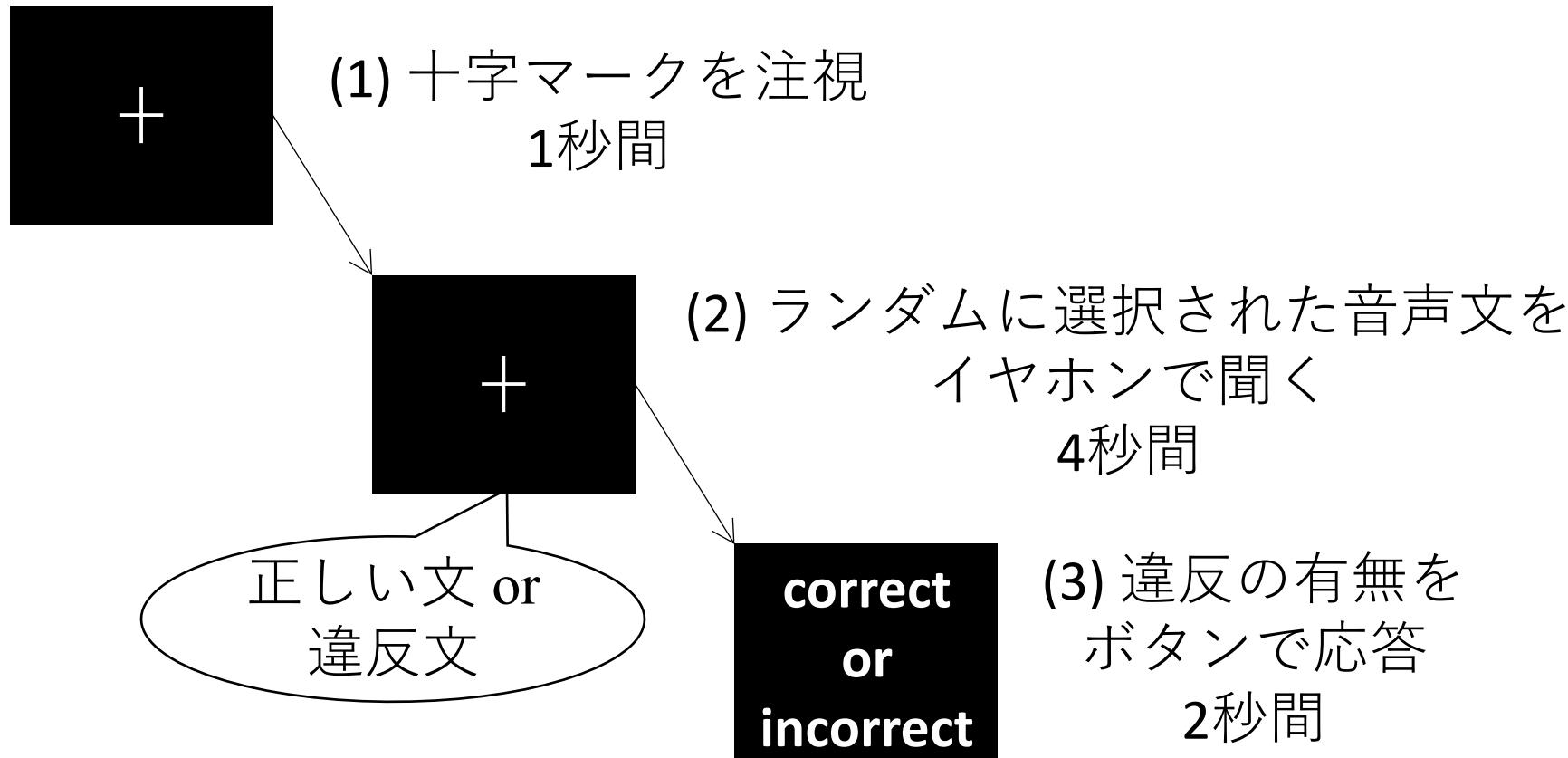
-> 本研究では統語違反の有無のみの分類を行った

- 専門の女性ナレータによる発話音声を使用した

- 実験協力者

19名の日本語母語話者の日本人大学院生
(男性16名, 女性3名, 平均年齢24.2歳)

- 実験の流れ

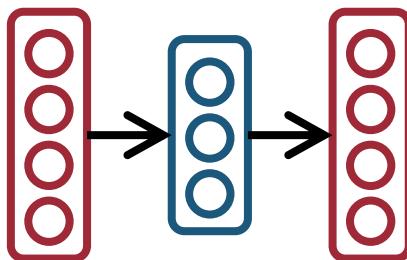


- 脳波収録
 - 脳波計：ActiCap (Brain Products製)で32チャンネル収録
 - 前処理
 1. 再基準電極配置 (TP9とTP10の平均電位)
 2. 0.3HzにてFIRハイパス・フィルタリング
 3. 同期オンセット (二番目の単語の助詞) の-100ミリ秒から900ミリ秒の区間の脳波をエポッキング
 4. 大きな振幅電位 ($\pm 350\mu\text{V}$) を含むエポックを除外
 5. 筋電位アーチファクトの除去とその影響の大きなエポックを目視で除外
 6. 250Hzにダウンサンプリング
 7. 独立成分分析により瞬き由来のアーチファクトを除去
 8. 再度、振幅電位 ($\pm 120\mu\text{V}$) によるエポックを除外
- 以上の前処理により、分析対象から1名の実験協力者を除外
18名のデータのうち、約6%を除外した

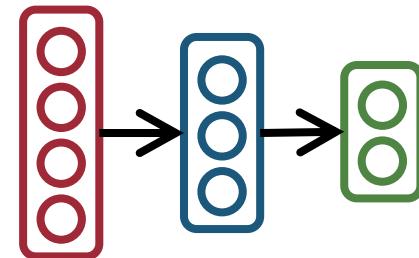
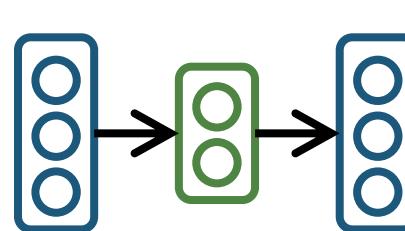
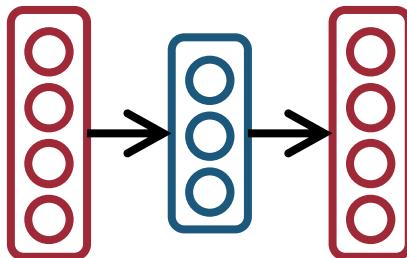
- Stacked Autoencoders (SAE)

- Autoencoder (AE)

2層のNNで入力層と出力層に同じデータを学習し,
次元圧縮の表現を獲得



- SAEでは、層ごとにAEの学習を行うことで多層のAEによる、より低次元で高い表現を学習
-> 高次元の**脳波信号**に対して有効 [L., Vareka, et.al, 2017]

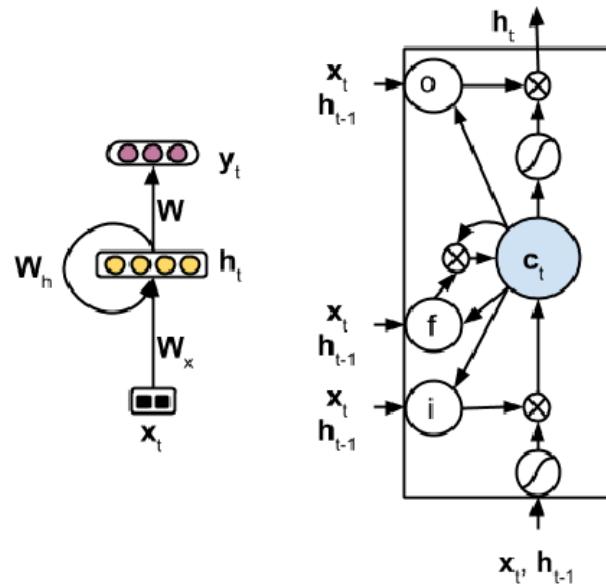


分類モデル - LSTM

手法

● Long Short-term Memory (LSTM)

- 標準の Recurrent Neural Network の勾配消失問題を解消するため、ゲート・セルを導入



Le, Phong & Zuidema, Willem. (2015). Compositional Distributional Semantics with Long Short Term Memory. 10.18653/v1/S15-1002.

- 脳波の分類において、**時系列情報**を用いるLSTMが有効であった例が示されている [Alhagry, S., et.al, 2017]

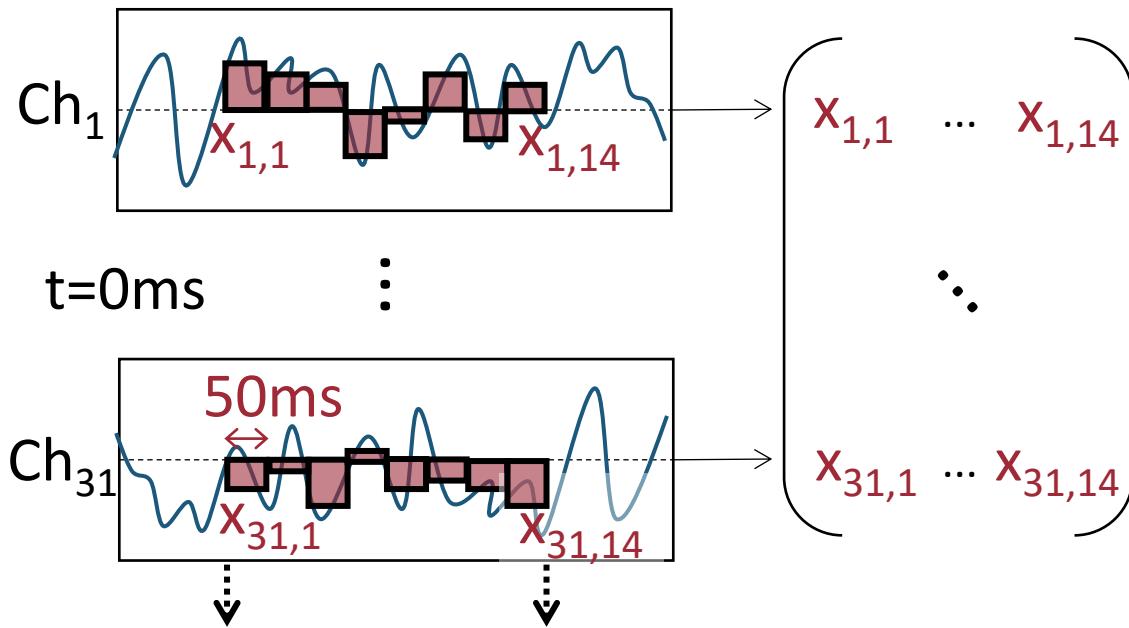
S. Alhagry, A.A. Fahmy, and R.A. El-Khoribi, "Emotion recognition based on eeg using lstm recurrent neural network," Emotion, vol.8, no.10, pp.355–358, 2017.

特徴量抽出

手法

- Windowed means paradigmによる特徴量抽出 [Blankertz, B., 2011]
 - チャンネル×時間区間の特徴量行列

各時間区間の
電位の**平均値**



- 同期オンセットの100ミリ秒から800ミリ秒後の間の, 50ミリ秒の時間区間ごとの電位の**平均値**

t=100ms t=800ms

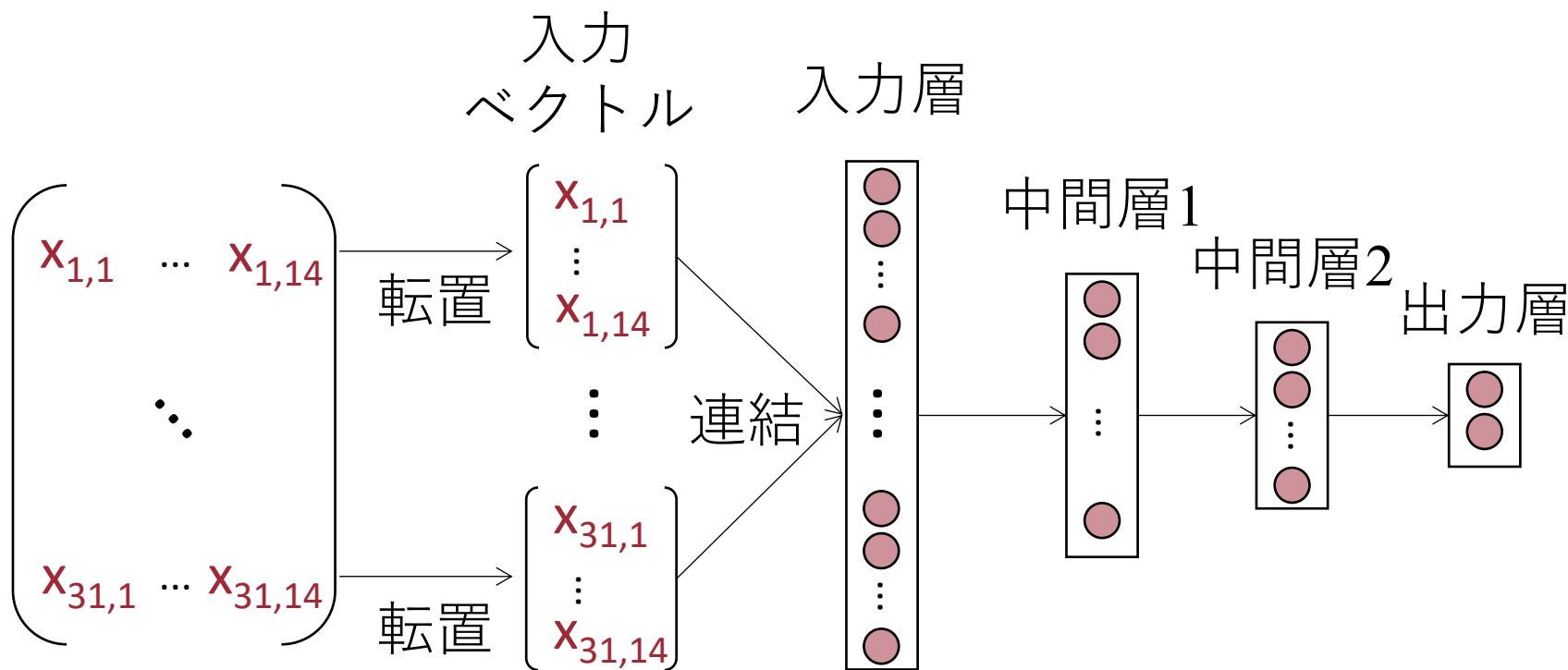
- [H., Tanaka., et.al, 2019] に比べ, より**大きな次元**の特徴ベクトルから, より**多くの情報**の獲得を期待した

特徴量抽出 - SAE

手法

● SAEの特徴量抽出と構造

- すべてのチャンネルの特徴ベクトルを連結 -> 434次元
- 各特徴量の平均値を0, 標準偏差を1に正規化

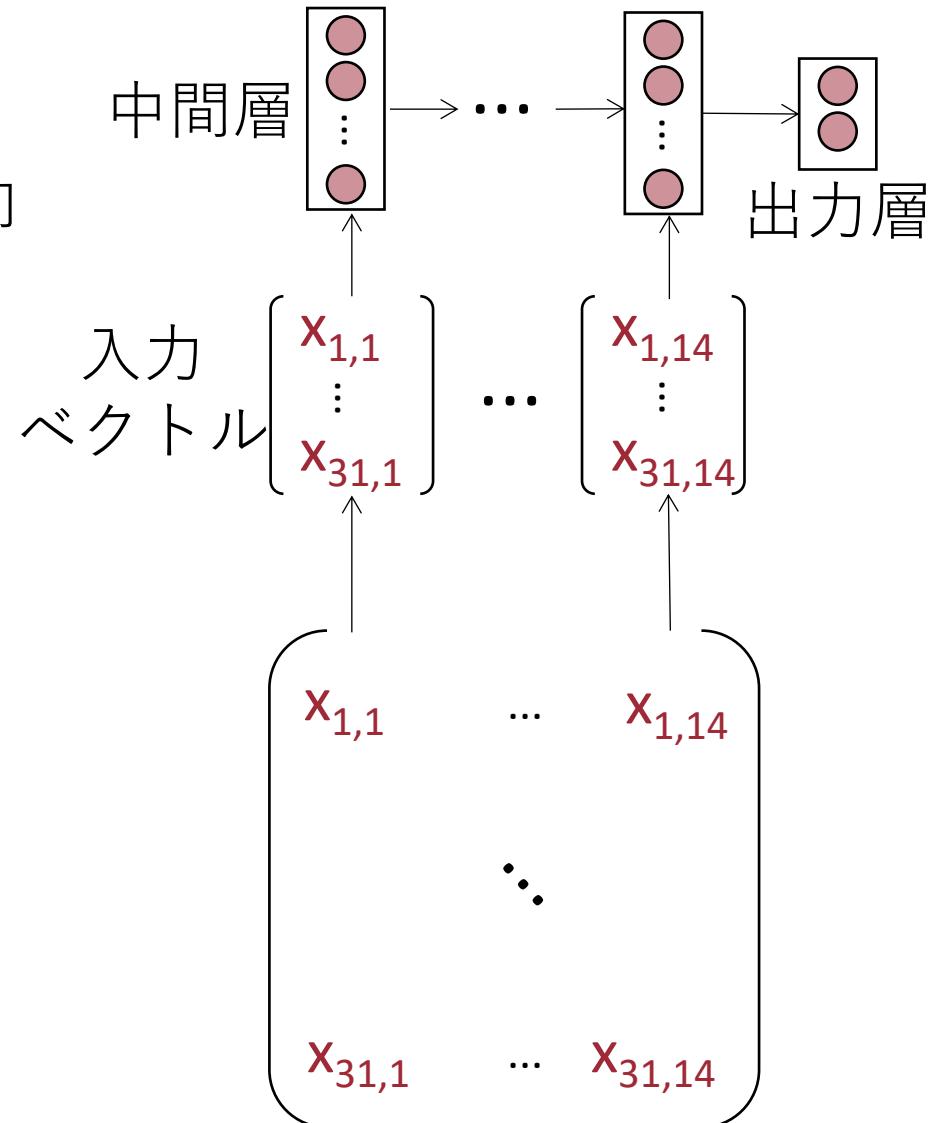


特徴量抽出 - LSTM

手法

LSTMの特徴量抽出と構造

- SAEとは異なり、各時間区間にてチャンネル方向に連結したものを入力ベクトルとする
-> 31×14 次元



- 各特徴量の平均値を0、標準偏差を1に正規化
- 最後の時刻の中間層の出力をソフトマックス関数を有する出力層に渡すことで分類を行う

- ベースライン・モデル
 - 線形サポートベクターマシン (SVM)
特徴量はSAEのものと同様
- 訓練データ：14名の実験協力者のデータ
 - 統語の正しい文と統語違反文のデータ数を揃えた
-> チャンスレベルは50%（各条件で520データ）
- テストデータ：未知の4名の実験協力者のデータ
 - 統語の正しい文と統語違反文のデータ数を揃えた
-> チャンスレベルは50%（各条件で157データ）
 - 未知の実験協力者に対する**汎化性能**を評価

分類 (2/2)

手法

- ハイパーパラメータの最適化
 - 訓練データ内で10分割交差検証によるグリッドサーチ
 - 最適なハイパーパラメータでテストデータに対する性能を評価した
 - SVM
 $C = \{0.001, 0.01, 0.1, 1, 10, 100\}$
 - SAE
中間層の次元数 = {10, 50, 100, 200, 300},
中間層の数 = {1, 2, 3}, 活性化関数 = {sigmoid, ReLU}
 - LSTM
中間層の次元数 = {5, 10, 15, 25, 30},
活性化関数 = {sigmoid, ReLU}
- 追加の分析
最も精度の高かったモデルとハイパーパラメータを用いて複数試行の**加算平均脳波**に対する分類精度を調べた

单一試行脳波の分類精度

実験結果と考察

各モデルの分類精度

モデル	分類精度
SVM	58.4%
SAE	58.3%
LSTM	61.3%

(SVM: 54.7% [H., Tanaka, et.al, 2019])

結果

- LSTMによる手法が最も精度が高く、チャンスレベルを有意に上回った（両側二項検定； $p<0.01$ ）

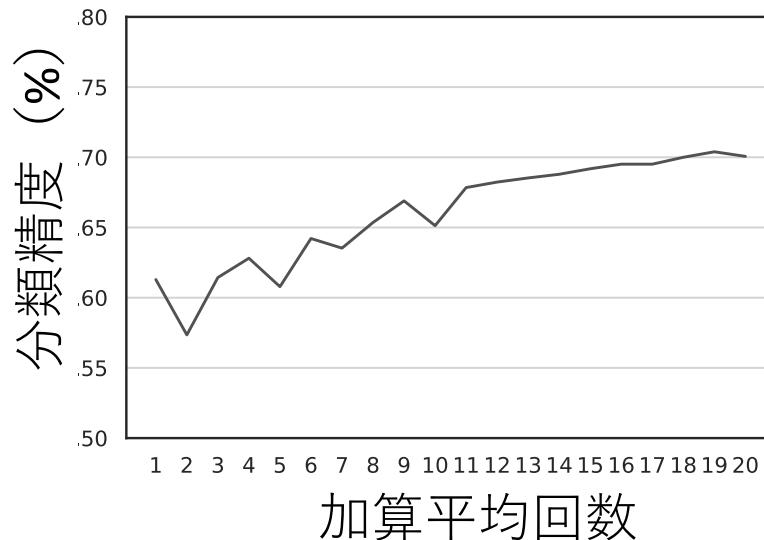
考察

- 統語処理に関わる脳波の分類において、**時系列の情報**が有効であった可能性
- P600成分のSN比の低さ -> P300検出研究のような高い分類精度が得られない

加算平均脳波の分類精度

実験結果と考察

● LSTMの加算平均回数ごとの分類精度



(組み合わせ10通りの平均値)

● 結果

- 加算平均回数が増加するごとに分類精度が徐々に向上

● 考察

- ERP成分が複数回試行を加算平均することで観測できることと、P300検出の研究 [K., Matthias, et.al, 2004] では、加算平均試行データにより100%の分類精度が示されていることから、妥当な結果であると考えられる

Kaper, Matthias, et al. "BCI competition 2003-data set IIb: support vector machines for the P300 speller paradigm." *IEEE Transactions on biomedical Engineering* 51.6 (2004): 1073-1076.

本研究のまとめ

● 目的

- 音声文中の統語違反を单一試行の脳波信号を用いて分類

● 手法

- 18名の実験協力者の脳波データを用いて、ニューラルネットワークモデルによる手法を評価

● 結果

- LSTMを用いた手法で、61.3%の分類精度
- 特徴量抽出において、ERP成分特有の時間領域の選択を行わない、周波数領域の特徴量を用いない

● 今後の課題

- 同期オンセットの時間を移動させた際の分類性能評価
- LSTMの出力層の位置による分類性能評価
- 特徴量を生の脳波データで分類を行う