

機械学習による聴性定常反応の検出

高橋斗威、指導教員：高橋宏知 准教授

キーワード individual characteristics, ASSR, machine learning, objective hearing test, LSTM

1. 序論

乳幼児や認知症患者を対象とした聴力検査には、患者自身が音の有無を報告する必要のない聴力検査である「他覚的聴力検査」が用いられる。他覚的聴力検査の具体的な手法として、周期的な音刺激に対する脳波応答である聴性定常反応 (ASSR) [1]を用いたものが挙げられる。しかし、従来の解析手法[2]では脳波の計測時間が1条件約10分間と長く、患者や医療従事者の負担となっていた。

脳波の計測に長時間かかる理由としては、脳波の S/N 比の低さと個人差が挙げられる。低 S/N 比のデータから信号を抽出するために、従来手法では脳波が加算平均される。また、従来手法の解析では脳波の個人差[3]が考慮されない。

このような問題を解決する手段として、機械学習の導入が考えられる。長・短期記憶 (Long-Short Term Memory; LSTM) [4]を利用した機械学習モデルは時系列データの識別に優れており、加算平均前の脳波データを適切に処理できる可能性がある。また、機械学習モデルによる特徴量設計は、モデルへ入力された訓練用データに依存するため、脳波の個人差を克服できる可能性がある。

本研究では、(1) ASSR の個人特性を確認し、(2) 機械学習を用いて ASSR の個人特性を考慮して、ASSR 検出精度を向上させることを目的とした。

2. 方法

健聴者を被験者として、音提示時と無音時の脳波を計測した。計測された脳波から、従来手法と提案手法で ASSR を検出し、その精度を比較した。

2.1 脳波計測実験

変調周波数 40Hz の正弦波的振幅変調音を片耳に提示する脳波計測実験を3度行った。実験 A では14名を被験者とし、椅坐位・開眼状態の脳波を計測した。実験 B では実験 A に参加した14名中3名を被験者とし、別日に椅坐位・安静閉眼状態の脳波を計測した。実験 C では別の15名を被験者とし、仰臥位・開眼状態の脳波を計測した。実験 A と B では音提示時のキャリア周波数 (CF) を1000Hz、音圧を80dB HL とし、実験 C では CF を500Hz、音圧を30dB SL とした。音提示時と無音時の計測時間を実験 A ではそれぞれ5分間、5分間×2回、実験 B では各5分間×4回とした。実験 C ではそれぞれ5、10分間とした。脳波のサンプリング周波数を500Hz とし、基準電極と記録電極を実験 A, B では前頭部と頭頂部、実験 C では音を提示した耳と同側の乳様突起と前頭部に設置した。

取得された脳波波形を30sの時間窓で切り出し、各時間区間が音提示時と無音時どちらのものであるかを識別することで ASSR の検出精度を評価した。

2.2 ASSR 検出の評価指標

音提示時と無音時のデータ量が異なる場合があったため、平均正答率 (Balanced Accuracy; BA) を用いた。BA は真陽性率 (TPR) と真陰性率 (TNR) を用いて $BA = (TPR + TNR)/2$ と表される。また、検出閾値に依らない評価指標として Area Under the Curve (AUC) を用いた。これは ROC 曲線下部の面積から求められる。

2.3 CSM による ASSR 検出方法

ASSR 検出の従来手法として、Component Synchrony Measure (CSM) [2]を用いた。計算方法を以下に示す。30s 間の脳波データを10セグメントに分割し、各セグメントを500ms ずつ加算平均した。その後高速フーリエ変換を適用し、周波数成分 m Hz の CSM を以下の式から求めた。

$$CSM(m) = \left\{ \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \cos \phi_i(m) \right\}^2 + \left\{ \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sin \phi_i(m) \right\}^2 \quad (1)$$

ただし $n=10$ とした。CSM(40)が $(1/n + 3\sqrt{(n-1)/n^3})$ を超えた場合に音提示条件のデータと判定した。

2.4 LSTM による ASSR 検出方法

機械学習による ASSR 検出では LSTM を用いた。検出精度を評価するために、訓練用・検証用データを作成した。まず、計測から得られた脳波データを39~41Hz のバンドパスフィルタにかけた。その後30sの時間窓を動かして脳波を切り出し、訓練用・検証用データを得た。前者の場合1s、後者の場合30s ずつ時間窓を動かした。切り出された各データを平均0、分散1となるように標準化し、モデルへの入力とした。

用いた機械学習モデルでは、15000 time step のデータが出力ベクトル128次元の LSTM セルへ入力された後、LSTM の出力が確率0.8で dropout されて2 neuron の全結合層へ入力された。全結合層の出力は softmax 関数を通され、出力される2つのスカラー値の比較によって ASSR が検出された。

2.5 検証方法

提案手法の ASSR 検出精度を評価するため、以下3つの検証方法を用意した。

1つ目は一個抜き交差検証である。実験 C の15名中14名のデータから訓練データ、残り1名のデータから検証用データが作成され、検出精度が評価された。各被験者を検証用とした場合の検出精度を平均して最終的な評価値とした。

2つ目は被験者間検証である。訓練用・検証用データが各1名のデータから作成された。訓練用・検証用データはそれぞれ実験 B、実験 A のデータから作成された。

3つ目はクラスタ内訓練による検証である。クラスタ内訓練については以降の2.7で説明する。

2.6 被験者間の類似度

被験者間検証では、訓練用・検証用に使われた被験者の組み合わせで検出精度が異なる。それらの差異を利用し、被験者間の類似度を定義した。各被験者ペアについて訓練用データと検証用データの選び方により2つの平均正答率が得られる。そのうち高い方を被験者間の類似度と定義した。

2.7 クラスタ内訓練の方法

機械学習を用いて ASSR の個人差に対応するために、クラスタ内訓練を行った。ここでは、検証対象の被験者ごとに訓練用の被験者を選択してモデルを訓練することをクラスタ内訓練と呼ぶ。

まず、実験 C の全被験者のデータでモデルを訓練した。その後全被験者の音提示時のデータを入力し、中間層(LSTM層)の128次元の出力ベクトルを得た。出力ベクトルを被験者順に並べ、任意の組み合わせで cos 類似度を計算すると fig.1 のようになる。被験者#i を検証対象としたとき、 $mean_{ij} \geq mean_{ii} - std_{ii}$ となる被験者#j を訓練用データとした。ただし $mean_{ij} \cdot std_{ij}$ はそれぞれ、被験者#i のデータと被験者#j のデータの全ての組み合わせの cos 類似度の平均・標準偏差とした。

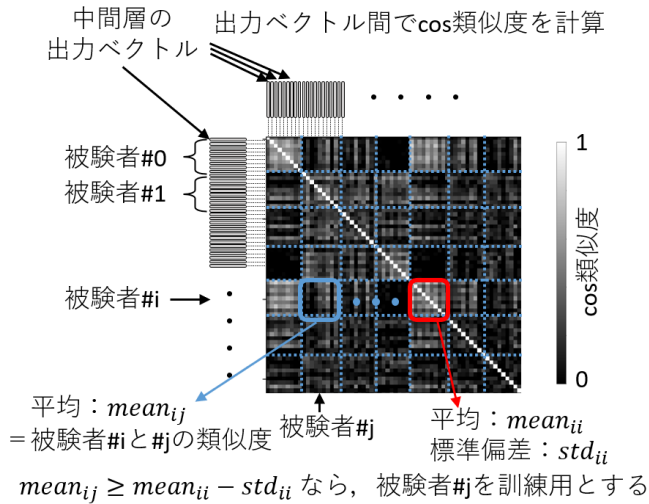


fig.1 Selection of training data

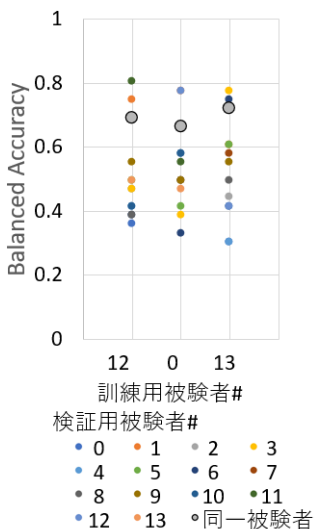


fig.2 pairwise testing among different datasets

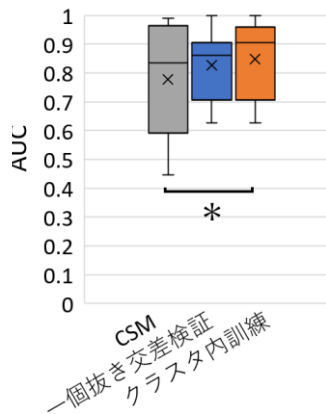


fig.3 ASSR detection by conventional or proposed methods

(* $p < 0.05$, Wilcoxon signed rank test)

3. 結果

被験者間検証の結果を fig.2 に示す。fig.2 は横軸の被験者のデータを訓練用としたときの、検証用データごとの平均正答率を示す。同一被験者のデータの検出精度が比較的高かったことが分かる。これは、ASSR には実験日・実験条件に依らない個人特性が存在することを示唆する。

従来手法と提案手法の ASSR 検出結果を fig.3 に示す。クラスタ内訓練を行ったときのみ、従来手法と比較して ASSR 検出の AUC が有意に高かった。

4. 考察

実験 A と実験 B の実験条件はそれぞれ開眼状態、安静閉眼状態と異なっている。また実験日も異なるため、電極貼り付け位置やインピーダンスが異なっていた可能性がある。それにもかかわらず、同一被験者のデータの組み合わせでは被験者間検証によって高い検出精度が得られた。このことは、ASSR の個人特性が実験条件に依らないことを示唆する。

クラスタ内訓練を行ったときのみ従来手法よりも有意に高い検出精度が得られた。このことは訓練用データとして検証対象の被験者と個人特性の類似したものを選択することが有効であることを示唆する。今回は機械学習モデルの中間出力を用いたためデータ間の類似度が得られた。そこから訓練用とするデータを被験者ごとに選択したが、データごとに選択することも可能である。同じ被験者のデータでも筋電アーチファクト等が混入し類似度の下がったデータもあると考えられるため、それらを排除することで ASSR 検出精度が向上する可能性がある。

5. 結論

ASSR には個人特性が存在すると考えられる。また、個人特性を考慮して機械学習モデルを訓練することは、ASSR 検出精度の向上に効果的であると考えられる。

参考文献

- [1] Maudoux, A. et al., "Auditory resting-state network connectivity in tinnitus: a functional MRI study", PloSone, Vol. 7, No. 5, (2012), p. e36222.
- [2] 青柳優. "聴性誘発反応の新しい展開 聴性定常反応 (ASSR)." Audiology Japan Vol.49, No.2 (2006), pp.135-145.
- [3] Armstrong, B., et al., "Brainprint: Assessing the uniqueness, collectability, and permanence of a novel method for ERP biometrics.", Neurocomputing, Vol.166, (2015), pp.59-67.
- [4] Hochreiter, Sepp, and Jürgen Schmidhuber. "Long short-term memory." Neural computation, Vol.9, No.8, (1997), pp.1735-1780.