

## ワークショップ：これからのスマート技師教育について

脳波検査の次世代教育シミュレータに向けた  
機械学習を用いた脳症判別手法の開発

西山 正 志\* §

**要 旨** 小児が急性脳症を発症した場合、重度の後遺症が残ることがあるため、発症初期における脳波検査を的確に行えるように、初学者を教育していくことが求められている。後遺症が残ることがあるような急性脳症の脳波は、他の急性脳症の脳波と特に類似しているため、初学者が正しく検査できるようになるまで十分な訓練と経験が必要であると言われている。ここで想定する脳波検査の次世代教育シミュレータでは、急性脳症の所見が疑われる脳波データを初学者がシステムに入力し、その脳症が何であるかを判別し、どの時間帯やチャンネルの脳波が脳症を判別する上で決め手になったかを可視化する機能を目指している。本稿では、脳波検査の次世代教育シミュレータに向けて、これまでに開発してきた脳症判別手法について紹介する。

**キーワード** 急性脳症、機械学習、判別手法、特徴量、脳波検査、教育シミュレータ

## はじめに

急性脳症は日本国内でも多数の発症例がみられ、病気による小児の脳障害の一つとして知られている。その症状としては、意識障害、けいれんなどが表れることが知られている。インフルエンザなど、高熱を伴うウイルス感染症と急性脳症とが併発することが多いと言われている。もし小児が急性脳症を発症した場合、重度の後遺症が残る

可能性があり、急性脳症の発症初期における診断や検査を、医師や技師が的確に行う必要がある。このような背景のもと、初学者の医師や技師を養成するため、急性脳症に関する次世代教育シミュレータが求められている。本稿で目指している次世代教育シミュレータのイメージを図 1 に示す。

急性脳症を診断する際に用いる検査の方法として、磁気共鳴画像法 (MRI: magnetic resonance imaging) 等を用いた画像検査や、脳波計 (EEG:

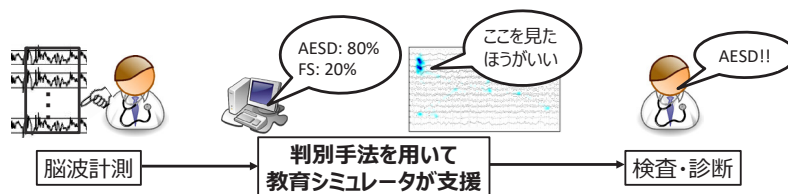


図 1 急性脳症の脳波検査に関して本稿で目指している次世代教育シミュレータの将来イメージ。

\* 鳥取大学工学部 電気情報系学科 § nishiyama@tottori-u.ac.jp

electroencephalography) を用いた脳波検査等が知られている。画像検査を用いる場合、急性脳症を発症してから数日後にその脳症が発見されることが多く、重度の後遺症が残る可能性があることから、発症初期の診断という観点で十分な方法であるとは言えないことが知られている。一方、脳波検査を用いる場合、発症初期から患者へ適用でき、早い段階で異常所見を発見できる可能性があることが知られている。発症初期で急性脳症を判別できれば後遺症に対して適切な治療を施すことができるため、発症初期の診断や検査という観点で脳波検査を行うことは適切な選択肢であると言われている。ただし、重度の後遺症が残ることが多いいれん重積型急性脳症 (AESD: acute encephalopathy with biphasic seizures and late reduced diffusion) の脳波は、他の急性脳症である熱性けいれん重積 (FS: prolonged febrile seizure) の脳波と特に類似しているため、医師や技師が正しく判別できるようになるまで、十分な訓練と経験とが必要であると言われている。AESD と FS との判別の手がかりとして、医師や技師は脳波の中で徐波が連続して出現するかどうかをまず見ると言われている。しかしながら、AESD の脳波と FS の脳波とは非常によく似た傾向を示すことが多いため、脳波検査の経験の浅い初学者では区別することが難しい。その具体例を図 2 に示す。そのため急性脳症に関する次世代教育シミュレータには、AESD の脳波と FS の脳波とを見分けるときに、それらの脳波のどこを見ればよいかをサポートしてくれる機能が必要となる。

本稿では、急性脳症に関する次世代教育シミュ

レータにおいて教師例を生成するため、熟練の医師や技師が、脳波の見るべきポイントを手入力で発見していくのではなく、機械学習を用いることで、脳波の見るべきポイントを自動で発見していくことを考える。AESD の脳波データや FS の脳波データを継続し蓄積していきながら機械学習を逐次適用することで、AESD と FS との判別に有効な脳波をデータドリブンで見つけていくことを狙っている。これを実現するためには、機械学習を用いることで、AESD の脳波と FS の脳波とを精度よく見分ける判別手法を、適切に設計することが必要となる。また、その判別手法で精度を得るため、急性脳症の手掛かりを有効に表す特徴量を適切に設計することが必要となる。

そこで本研究では、帯域相関ヒストグラムや帯域 PLI: phase lag index ヒストグラムを機械学習の特徴量として設計し、脳波が AESD であるかどうかについて、機械学習を用いて判別する手法を開発してきた。本稿では、著者が所属する研究グループでこれまでに開発してきた脳波の判別手法について紹介していく。開発した提案手法では、脳症判別のための特徴量を、熟練者が行っている脳波検査から得た知見に基づき設計している。この知見に基づくヒストグラム特徴量および機械学習とを用いることで、脳症判別を行っている。以下では、それぞれの特徴量と判別手法の詳細について述べていく。

## I. 帯域相関ヒストグラムを用いた判別手法

### 1. 脳波検査に関する熟練者の知見

機械学習に入力するための特徴量である帯域相

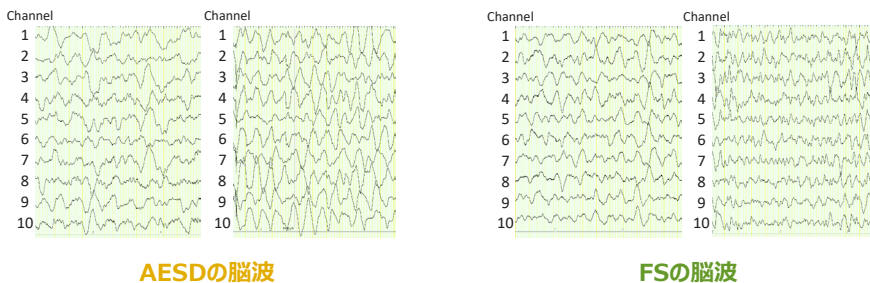


図 2 AESD の脳波と FS の脳波の例。AESD の脳波は FS の脳波と非常によく似た傾向を示すことが多い。

関ヒストグラムをどのような知見に基づき設計したかについて紹介する。ここでは特徴量を設計するため、熟練の医師や技師が臨床現場で行っている脳症の診断と検査の方法から得た知見を活用することを考える。具体的には、経験豊富な医師や技師は、脳波データにおいて、ゆっくりとした波(徐波: 0.5 Hz から 8 Hz)が繰り返し出現することから脳波異常を発見できるという知見を提案手法に導入している。以下で詳細を述べていく。脳波計で患者の脳波データを測定する際、図3のように、複数の電極を頭部表面へ空間的に配置し、電極間での電位差を計るチャンネルを設けることで電位差の変化を時系列に記録している。熟練の医師や技師は、記録された脳波データにおいて、脳表面のある場所で似た波形が時間方向に繰り返し出

現しているかどうか、また、脳表面の様々な場所で似ていない波形が出現しているかどうかを見ている。これを工学的な視点で言い換えると、熟練者は脳波を見る際、脳波データ内の短区間の波形ペアを、チャンネル内やチャンネル間で比較することで、脳症に表れる手掛かりを見つけていると考える。例えば図4のように、似た波形が時間方向に繰り返し出現しているかどうか、脳表面の様々な場所で似ていない波形が出現しているかどうかを、チャンネル内やチャンネル間で見ていることが、機械学習の特徴抽出に導入できる知見であると考えられる。

## 2. 急性脳症の判別手法の流れ

熟練の医師や技師の知見に基づき特徴量を抽出する手法の詳細を述べる。帯域相関ヒストグラム

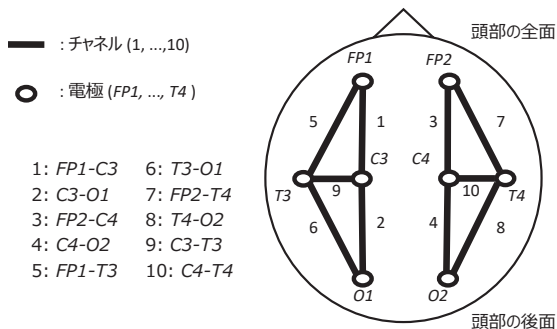


図3 本稿で想定する脳波計測のセットアップ。

### 脳波測定

1. 小児患者の頭部に電極を配置
2. 電極間の電位を差し引いて各チャンネルの電位差を時系列に記録

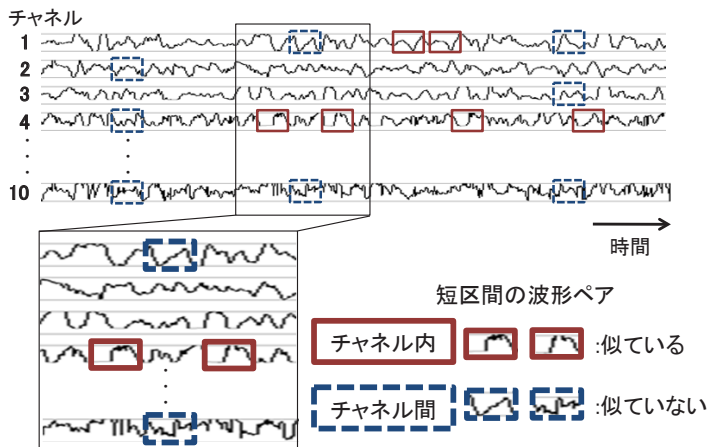


図4 医師や技師が脳波データを見る際の知見を工学的に表現した例。

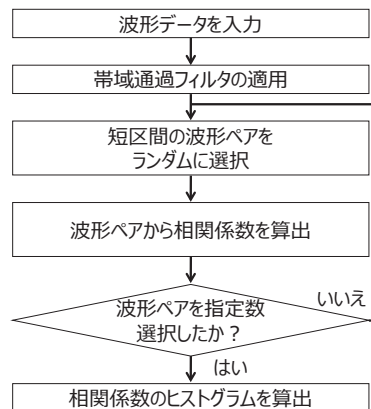


図5 機械学習に特徴量として入力する帯域相関ヒストグラムの生成フロー。

生成の流れを図5に示す。まず提案手法では、熟練者が徐波を見る知見に基づき、脳波を低周波帯のみの成分へ変換する。具体的には、帯域通過フィルタを用いることで、徐波に属する0.5Hzから4Hzの $\delta$ 波と4Hzから8Hzの $\theta$ 波とに変換する。次に、熟練者が波形ペアを比較する知見に基づき、提案手法は $\delta$ 波と $\theta$ 波に帯域制限された脳波データから短区間の波形ペアをランダムにサンプリングし、各波形ペアで相関係数を求める。その際、短区間の波形ペアには体動で発生したノイズが含まれることがあるため、波形ペアに対してノイズの有無を確認し、ノイズが有る場合はその波形ペアは取り扱わないことにする。さらに、波形ペアから算出された帯域相関係数の頻度分布から、 $\delta$ 波と $\theta$ 波とのそれぞれについて、帯域相関ヒストグラムを算出する。この帯域相関ヒストグラムを用いることで、AESDであるかどうかを表す特徴量を抽出している。抽出された相関ヒストグラム特徴量と、サポートベクタマシンなどの機械学習とを用いることで、脳症判別を行っている。さらに機械学習で得た判別モデルの重要度や重み係数を解析することで、脳症判別に有効な波形ペアを抽出し、波形データの重要な箇所を可視化している。

### 3. 検証結果

帯域相関ヒストグラムの性能を評価するため、急性脳症の疑いで救急搬送された小児34人(男児22人、女児12人、平均年齢 $1.7 \pm 1.4$ 歳)の脳

波データを用いた。脳波を測定する際の患者は、昏睡、もしくは、薬物による睡眠の状態であった。脳症判別では、正例をAESD、負例をFSとした。脳症判別のテスト人数は、正例と負例をそれぞれ17人とし合計34人とした。脳波計で測定を開始した後、症状の疑いがある個所が診られる時刻を医師が指定し、さらに前後60秒にも疑いのある波形が含まれていることを医師が確認した。症状が疑われる個所とは、体動などのノイズが少なく、類似する波形が繰り返し出現する定常脳波のことを指す。提案手法のパラメータについて、チャンネルの数と配置が同じ設定で測定された脳波データを用いて評価した。機械学習の訓練サンプルとしてAESDの16名とFSの16名を用い、テストサンプルとしてAESDの1名とFSの1名を用いた。これを34名の全てがテストサンプルに選ばれるまで繰り返した。

急性脳症の判別精度を評価した結果、34名中21名の症例を正しく予測することができた。さらに特徴量のどの要素が脳症判別に貢献しているかを調査した。図6上部にAESDの帯域相関ヒストグラムの例、および、FSの帯域相関ヒストグラムの例を示す。図6下部に、線形SVMの識別境界面の法線ベクトルを重みとして可視化した。図中の値は重みがプラス側に大きいほどAESDの判別に貢献しており、重みがマイナス側に小さいほどFSの判別に貢献していることを表す。特に、相関係数を-1と1付近で算出する波形ペア

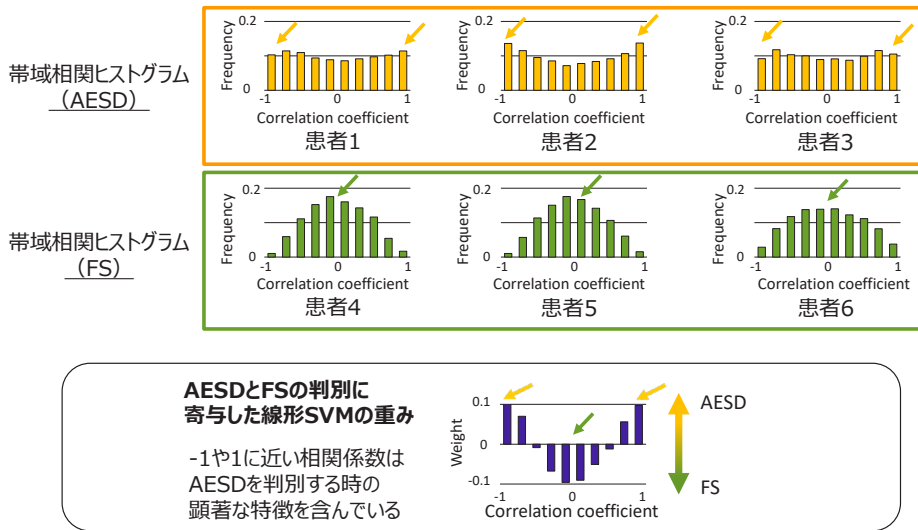


図6 帯域相関ヒストグラムおよび急性脳症判別に寄与する重みの可視化の例。

がAEDSの判別に寄与しており、 $-0.3$ から $0.3$ の間で算出する波形ペアがFSに寄与していた。AEDSはFSに比べて脳波データに単相性の徐波が繰り返し出現することが知られており、このような徐波を含む波形ペアが相関係数1付近に集まったと考えられる。一方、相関係数が $-1$ 付近の波形ペアについてはこれまでに知られていない新たな現象であり、熟練の医師や技師とのさらなる議論が望まれる。

## II. 帯域 PLI ヒストグラムへの発展

### 1. 考え方

脳波の位相類似性を測ることができる帯域 PLI ヒストグラムについて紹介する。先ほどまでに紹介した帯域相関ヒストグラムでは相関係数を用いており、脳波データの時系列信号において、短区間の振幅成分と位相成分とを特に区別することなく両方の成分を同時に比較していた。脳波に関する信号処理の分野では、二つの時系列信号の間で位相差を比較することがよく行われている。ここではその一種である PLI を用いて、ヒストグラム特徴量を算出することを行う。なお PLI は、時系列信号の間で、位相同期していない時に0になり、位相同期している時に1になる。帯域 PLI

ヒストグラムを生成する処理の流れは、1-2で述べた帯域相関ヒストグラムを生成する処理の流れとほぼ同じであり、相関係数を求める処理から PLI を求める処理に置き換えることと、波形ペアをチャンネル間のみでランダム選択することを導入すればよいだけである。

### 2. 実験結果

帯域 PLI ヒストグラムの性能を評価するため、3.3で述べたデータセットを用いて、急性脳症の判別精度を評価した。その結果、34名中25名の症例を正しく予測することができた。判別結果を一例ずつ確認したところ、正しく判別される症例が帯域相関ヒストグラムと異なることから、今後は帯域 PLI ヒストグラムと帯域相関ヒストグラムとを組み合わせると、判別精度がさらに向上する可能性があることが期待される。帯域 PLI ヒストグラムの特徴量を可視化したところ、AEDS 症例の一部で PLI の値が0.5以上を多くとっており、位相同期している例が見られた。また、FS 症例の多くで PLI の値が0から0.3の間に集中しており、位相同期していない例が多く見られた。

おわりに

脳波検査の次世代教育シミュレータに向けて、

重度の後遺症が残る可能性がある AESD の脳波について、類似する波形をもつ FS の脳波と見分けるため、機械学習を用いて急性脳症を判別する手法を紹介した。本稿で述べた帯域相関ヒストグラムや帯域 PLI ヒストグラムを用いた場合の判別精度は高いとは決して言えないが、AESD の脳波データは医師や技師でも見分けることが難しいと言われているため、開発した判別手法とその可視化結果を次世代教育シミュレータに導入することができれば、初学者の医師や技師を将来的にサポートできる可能性があると考ええる。

本研究は医工連携の一環として推進してきた。

医学の観点からいつもの確なご助言をくださっている鳥取大学医学部脳神経小児科の前垣義弘先生、香川県立保健医療大学保健医療学部臨床検査学科の大栗聖由先生へ感謝の意を深く表す。手法設計でいつも議論してくださる鳥取大学工部電気情報系学科の岩井儀雄先生に大変感謝する。また、プログラム開発に協力してくれた卒業生の白井愛美さん、近藤貴大さん、島田歩さん、岩田大輝さんに感謝する。最後に、今回のワークショップを企画していただき発表の機会を与えてくださった関係者の皆さまに深く感謝申し上げます。