

相関ヒストグラムを用いた小児急性脳症の判別

西山 正志^{†a)} 臼井 愛美[†] 岩井 儀雄[†] 大栗 聖由^{††}
前垣 義弘^{††}

Correlation Histogram to improve Classification of Acute Encephalopathy of Infants

Masashi NISHIYAMA^{†a)}, Aimi USUI[†], Yoshio IWAI[†], Masayoshi OGURI^{††}, and Yoshihiro MAEGAKI^{††}

あらまし 本論文では、小児急性脳症の診断支援システムを目指し、特に重度の後遺症が残ることが多いけれども重積型急性脳症 (AESD) とその他の脳症とを判別し、AESD であれば後遺症レベルを判別する手法について述べる。脳波検査の臨床現場では、患者の状況によって脳波計のチャンネルの数や配置が異なる場合が多い。提案手法では、脳波計の設定に影響を受けない特徴量を設計するために、医師が臨床現場で行っている脳症診断の知見を利用する。医師は、脳波計で測定した波形を時間方向や空間方向など様々に比較することで脳機能の活動状態を診ている。提案手法は脳波データが与えられると、短区間の波形ペアをランダムに抽出し、波形ペアから相関係数を求めることで相関ヒストグラムを生成する。救急搬送された小児患者から測定した脳波データベースを用いた評価により、後頭部のチャンネルの数と配置が異なる場合でも正しく脳症と後遺症を判別できることを確認した。

キーワード 急性脳症, 後遺症, 脳波検査, チャンネル, 相関ヒストグラム

1. ま え が き

病気による小児の脳障害の中で、意識障害、けいれんなどの症状が現れる急性脳症は日本国内でも多数の発症例がみられる。急性脳症は、インフルエンザなどの高熱を伴うウイルス感染症と併発することが多い。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、発症初期における診断を支援するシステムが求められている。

急性脳症の診断方法として、磁気共鳴画像法 (MRI) やコンピュータ断層撮影 (CT) を用いた画像診断と、脳波計 (EEG) を用いた脳波検査とがある。画像診断では脳症を発症してから数日後に脳症が発見されることが多く、後遺症が残る恐れ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とは言えなかった。

一方、脳波検査は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文献 [11], [12] で述べられている。発症初期で急性脳症を判別す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、脳波検査を行うことが望まれている。しかし、重度の後遺症が残ることが多いけれども重積型急性脳症 (AESD) の脳波は、他の脳症である熱性けいれん重積 (FS) の脳波と特に類似しているため、医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が必要であった。医師は判別の手がかりとして徐波が連続して出現するかどうかをまず診るが、AESD と FS の脳波はよく似た傾向を示すため区別することが難しい [11], [12]。そのため診断支援システムには、AESD であるかどうかを脳波から判別し、さらに後遺症が残るかどうかを判別する機能が必要となる。ただし、本論文では全ての診断を自動で行うシステムを目指すのではなく、急性脳症の所見が疑われる脳波データを医師がシステムに入力した上で判別処理を行う手法を設計する。

従来より AESD 以外の脳症や後遺症を判別する手

[†] 鳥取大学 大学院工学研究科 情報エレクトロニクス専攻, 鳥取県
Graduate School of Engineering, Tottori University

^{††} 鳥取大学 医学部 脳神経小児科, 鳥取県
Faculty of Medicine, Tottori University

a) E-mail: nishiyama@eecs.tottori-u.ac.jp

法 [1] ~ [6] は提案されているものの, AESD とその他の脳症を判別する手法や AESD の後遺症レベルを判別する手法はほとんど存在しなかった. 文献 [7] では AESD の判別に有効な特徴量を見つけるために, 測定した脳波データに対して周波数解析を適用し, 脳症や後遺症レベルによってパワースペクトルに違いがあることを示している. しかし, 文献 [7] の手法も含め全ての既存手法は以下で挙げる課題があるため, 臨床現場での脳波データに対して単純には適用できない問題があった.

臨床現場での脳波検査の課題として, 患者の状況に応じて医師の判断により脳波計の設定を変更する機会が多いことが挙げられる. 脳波計の設定には, チャンネルの数, チャンネルの配置, 測定時間, サンプリング間隔といったパラメータがあるが, 特にチャンネルの数と配置は自由度が高い. 既存手法 [1] ~ [7] は, 脳波を測定する際のチャンネルの数や配置は同じであることを仮定しており, 臨床現場で発生する課題を想定していなかった. チャンネルの数や配置が患者毎に変化すると, 脳波データから抽出される特徴量の次元数が患者毎に変化してしまい, 判別に用いる識別器に特徴量をそのまま入力することができなかった.

そこで, 本論文では, 患者毎にチャンネルの数と配置が異なった場合でも特徴量の次元数は影響を受けない特徴抽出の手法を設計し, AESD とその他の脳症を判別し AESD であれば後遺症レベルを判別する手法について述べる. 提案手法の特徴量を設計するために, 医師が臨床現場で行っている脳症診断の知見を利用する. 文献 [8] ~ [10] で述べられているように, 医師は各チャンネルの時間方向の波形変化と, 空間配置されたチャンネル間の波形の違いから脳症を診断している. この知見に基づき提案手法では, 短時間に区切った複数の脳波データから相関係数を求め, それらの頻度分布から相関ヒストグラムを算出する. これにより, チャンネルの数と配置が異なった場合でも提案手法により特徴量の次元数が不変になる.

2. 関連研究

脳症には AESD 以外にも, てんかん, 精神分裂病, 低酸素性虚血性脳症, 脳損傷などがあり, 判別するための特徴量の設計手法が研究されてきた. てんかんを判別するために, 文献 [1] では脳波の周波数解析による振幅と位相のバンド幅を用いた特徴量を抽出しており, 文献 [2] では脳波間の相互相関から抽出した指標

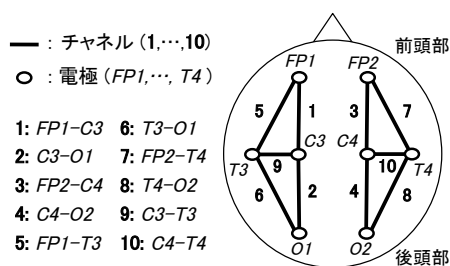


図 1 脳波計のチャンネルの数と配置
 Fig. 1 Number of channels and layout of channels

を特徴量として利用している. 精神分裂病を判別するために文献 [3] ではチャンネル間のグラフ構造を用いて特徴量を抽出している. 低酸素性虚血性脳症を判別するために文献 [4] では脳波に加えて心拍を利用した特徴量を提案している. さらに, 低酸素性虚血性脳症の後遺症レベルを判別するために文献 [5] では短時間の波形の集合をガウス混合モデルで表す特徴量が提案されている. 新生児の脳損傷レベルを判別するために, 文献 [6] では話者認識を目的として設計した特徴量をそのまま脳波に適用している. これらの既存手法は, チャンネルの数や配置に違いが発生すると特徴量の次元数が変化するため, 事前に学習した識別器に入力できなくなる課題がある.

3. 相関ヒストグラムを用いた特徴抽出

3.1 考え方

医師が臨床現場で行っている脳症の診断方法から得た知見に基づき特徴量を設計する. 脳波計で患者の脳波データを測定する際, 図 1 のように, 複数の電極を頭部表面に空間的に配置し, 電極間での電位差を計るチャンネルを設けることで時間方向の電位差の変化を記録する. 文献 [8] ~ [10] で述べられているように, 医師は脳波データ内の短区間の波形ペアを比較することで脳症を診断している. 例えば図 2 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診ている.

医師の知見に基づき特徴量を抽出するために, 提案手法は, 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. さらに, その頻度分布から相関ヒストグラムを算出する. 相関ヒストグラム生成の流れを図 3 に示す. 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

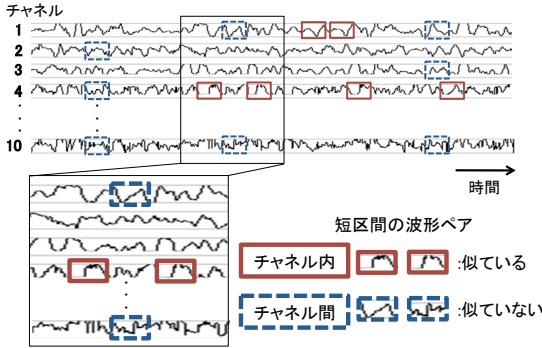


図2 脳症診断における医師の知見の例
Fig.2 Example of knowledge of doctor

とがあるため、波形ペアに対してノイズの有無を確認する。次節では、相関ヒストグラムの詳細について述べる。

3.2 相関ヒストグラムの生成アルゴリズム

チャンネルを N 個もつ脳波計で測定した脳波データの波形 $x_i (i \in \{1, \dots, N\})$ を式 (1) とする。

$$x_i = [x_i^1, x_i^2, \dots, x_i^{T_1}]^T \quad (1)$$

ただし、 x_i^t はチャンネル i で時刻 t に測定された電位差の値を表し、 T_1 は特徴抽出の対象となる区間の長さを表す (T_1 : 定数)。

次に、脳波データ内の短時間の波形を比較するため、時間 T_2 の波形ペアをランダムに S 回選び出す (T_2, S : 定数, $T_2 < T_1$)。 $k \in \{1, \dots, S\}$ 番目の波形ペアの開始時刻を (m_k, n_k) とすると、それらの要素は式 (2) と式 (3) で表される。

$$m_k \sim U(0, T_1 - T_2) \quad (2)$$

$$n_k \sim U(0, T_1 - T_2) \quad (3)$$

ただし、関数 $U()$ は離散一様分布を表し、特徴抽出区間の中からランダムに時刻を返す。開始時刻 (m, n) の波形ペア $x_i^m, x_j^n (j \in \{1, \dots, N\})$ は式 (4) と式 (5) で表される。

$$x_i^m = [x_i^{m+1}, x_i^{m+2}, \dots, x_i^{m+T_2}]^T \quad (4)$$

$$x_j^n = [x_j^{n+1}, x_j^{n+2}, \dots, x_j^{n+T_2}]^T \quad (5)$$

ここで、ノイズの影響を低減するために、抽出した短区間の波形に含まれるノイズの有無を確認する。提案手法では単純に $|x_i^{m+t}| > T_n$ または $|x_j^{n+t}| > T_n$ の場合にノイズが含まれているとみなす (T_n : 定数)。波

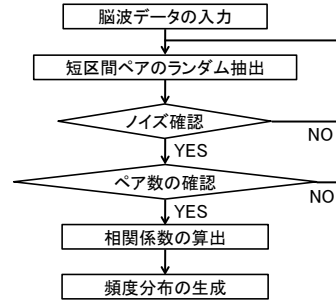


図3 相関ヒストグラム生成の流れ
Fig.3 Overview of computing correlation histogram

形ペアを S 個抽出した後に、ノイズが含まれている波形ペアの数だけランダムに再抽出する。上記の処理は短区間のペアが S 個抽出できるまで繰り返す。

一定数の波形ペアを抽出した後、類似度を求めるために相関係数を算出する。波形ペア x_i^m, x_j^n の相関係数 $r_{i,j}^{m,n}$ は式 (6) で表される。

$$r_{i,j}^{m,n} = \frac{\text{cov}(x_i^m, x_j^n)}{\sqrt{\text{cov}(x_i^m, x_i^m)\text{cov}(x_j^n, x_j^n)}} \quad (6)$$

なお、 $\text{cov}()$ は波形ペアから求めた共分散を表す。相関係数の範囲は、 $-1 \leq r_{i,j}^{m,n} \leq 1$ である。

最後に、特徴量を生成するために相関係数の頻度分布を求める。同位置のチャンネルに含まれる波形を時間方向に比較する特徴量であるチャンネル内相関ヒストグラム h_w は式 (7) で表される。

$$h_w = \sum_{i=1}^N [h_i^1, h_i^2, \dots, h_i^B]^T \quad (7)$$

ただし、 B はピンの総数 (B : 定数)、 h_i^l は l 個目のピンに対する頻度で S 個の $r_{i,i}^{m,n}$ の中から式 (8) で求める。

$$h_i^l = \text{card}\{r_{i,i}^{m,n} | a_l \leq r_{i,i}^{m,n} < a_{l+1}\} \quad (8)$$

ここで、演算子 card は $a_l \leq r_{i,i}^{m,n} < a_{l+1}$ を満たす $r_{i,i}^{m,n}$ の集合の要素数を表し、 $a_l = -1 + 2(l-1)/B$ とする。 $r_{i,i}^{m,n} = 1$ のときは h_i^B に含める。なお、波形ペアの総数は NS 個であるが $\|h_w\| = 1$ となるように L1 ノルムを正規化する。同時刻の波形を異なる位置のチャンネルで比較する特徴量であるチャンネル間相関ヒストグラム h_b は式 (9) で表される。

$$h_b = \sum_{i=1}^N \sum_{j=i+1}^N [h_{i,j}^1, h_{i,j}^2, \dots, h_{i,j}^B]^T \quad (9)$$

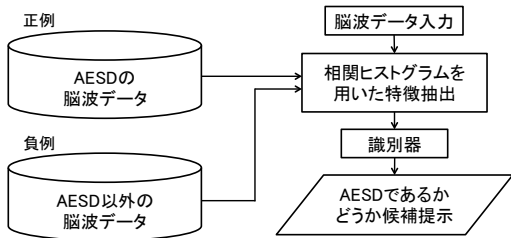


図 4 脳症判別の流れ

Fig. 4 Overview of classification of encephalopathy

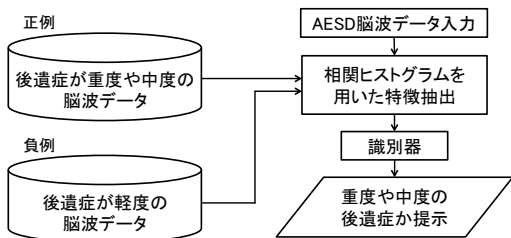


図 5 後遺症判別の流れ

Fig. 5 Overview of classification of aftermath

ただし、 l 個目のビンの頻度 $h_{i,j}^l$ は S 個の $r_{i,j}^{m,m}$ の中から式 (10) で求まる。

$$h_{i,j}^l = \text{card}\{r_{i,j}^{m,m} | a_l \leq r_{i,j}^{m,m} < a_{l+1}\} \quad (10)$$

ペアの総数は $N(N-1)S/2$ 個であるが $\|h_b\| = 1$ となるように L1 ノルムを正規化する。チャンネル内とチャンネル間とを同時に表す特徴量である結合相関ヒストグラム h_c は式 (11) で表される。

$$h_c = [h_w^T, h_b^T]^T \quad (11)$$

ただし、 $\|h_c\| = 1$ となるように L1 ノルムを正規化する。相関ヒストグラムの次元数は、チャンネルの数や配置が患者毎に異なった場合でもビン数を変更しない限り不変である。

4. 脳症と後遺症の判別手法

相関ヒストグラムを用いた脳症判別と遺症判別の手法について述べる。提案手法では、図 4 のように、AEAD であるかないかの 2 クラス分類を適用する。まず AEAD の脳波データベースと AEAD 以外の脳波データベースとを事前に準備する。患者の脳波データが入力されると相関ヒストグラム特徴量を算出し、識別器で分類する。AEAD と判別されると次に後遺症判別を行う。後遺症レベルは軽度であればその患者の予後の心配は少ないが、重度や中度の場合は注意が必要

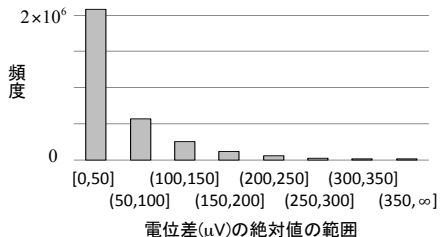


図 6 脳波データの電位差の絶対値の頻度分布

Fig. 6 Histogram of outputs of EEG

である。そのため本論文では、後遺症レベルが重度や中度であるかどうかの 2 クラス分類を適用する。その流れを図 5 に示す。重度や中度の脳波データベースと軽度のデータベースとを事前に準備する。AEAD の脳波データが入力されると、相関ヒストグラムを識別器に適用し、重度や中度の後遺症が残る可能性があるかどうかを候補として提示する。

5. 実験

5.1 基本性能の評価

5.1.1 評価に用いる脳波データ

提案手法の基本性能を評価するために、脳症の疑いで救急搬送された小児 26 人 (男児 17 人, 女児 9 人, 平均年齢 2.8 ± 1.7 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。患者の脳症名は、けいれん重積型急性脳症 (AEAD), 熱性けいれん重積 (FS), てんかん重積 (ES), 脳梁膨大部病変を呈する軽症脳症 (MERS) の 4 種類であった。AEAD の後遺症レベルは予後の発達指数で決め、軽度のものから順に 70 以上の場合は normal, 35 から 69 の場合は moderate-mild, 34 以下の場合は severe, 植物状態の場合は vegetative とした。

脳症判別では、正例を AEAD, 負例を ES, FS, MERS とした。脳症判別のテスト人数は、正例と負例をそれぞれ 13 人とし合計 26 人とした。脳症名別の人数は、AEAD が 13 人, FS が 10 人, ES が 2 人, MERS が 1 人であった。後遺症判別では、正例を vegetative, severe, moderate-mild, 負例を normal とした。後遺症判別のテスト人数は、正例と負例が同数になるように AEAD の患者からランダムに選択し、正例と負例をそれぞれ 6 人とし合計 12 人とした。AEAD の後遺症のレベル別の人数は、vegetative が 1 人, severe が 2

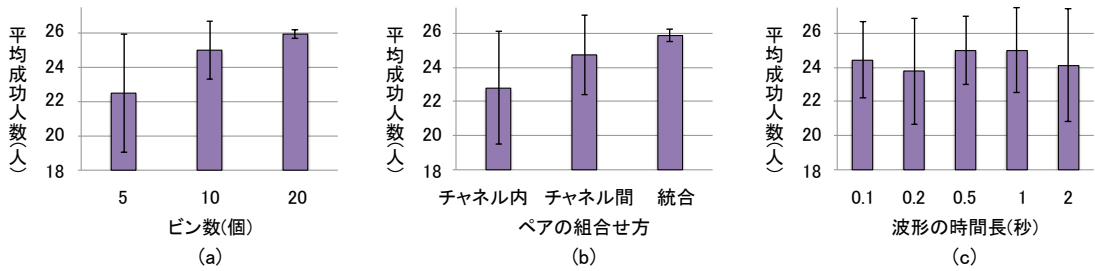


図 7 脳症判別において特徴抽出のパラメータを変化させた時の性能

Fig. 7 Encephalopathy classification performance while changing parameters

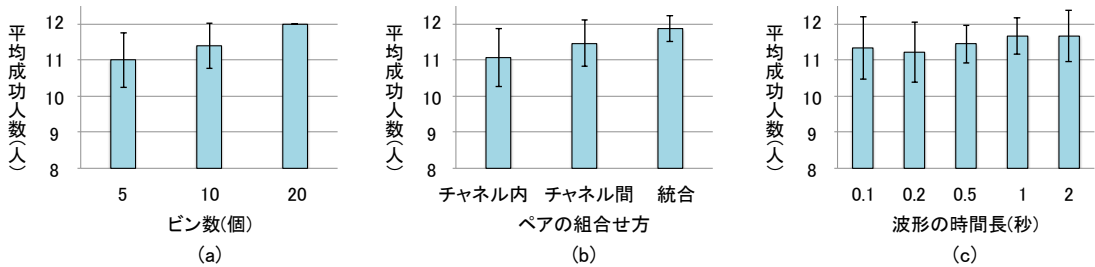


図 8 後遺症判別において特徴抽出のパラメータを変化させた時の性能

Fig. 8 Aftermath classification performance while changing parameters

人, moderate-mild が 3 人, normal が 6 人であった。患者一人あたりの脳波データの時間長は $T_1 = 120$ 秒とした。この脳波データを切り出すために、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。脳波計のパラメータは医師が診断に用いる標準設定とし、チャンネル数は $N = 10$ 、配置は図 1 とした。サンプリング間隔は 10 ミリ秒とした。なお、ノイズの閾値は医師と相談し $T_n = 350\mu\text{V}$ と固定した。ノイズの閾値の妥当性を探るために、定常脳波 (120 秒 \times 26 名) に対して、各チャンネルで測定した電位差の絶対値について頻度分布 (図 6) を求めた。この結果、全体の中で 96.6% が $200\mu\text{V}$ 以下に収まることが分かった。なお体動起因のノイズを確認したところ全部で 5 箇所みられたが、それらの最大値平均は $495 \pm 141\mu\text{V}$ であり T_n により除外されていた。

5.1.2 相関ヒストグラムのパラメータ評価

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ベースを用いて評

価した。全患者の内 1 人分の脳波データを抜き出してテスト事例とし、残りを訓練事例とする leave-one-out 法を適用した。識別器には線形 SVM [13] を使用した。特徴量として、チャンネル内相関ヒストグラム h_w 、チャンネル間相関ヒストグラム h_b 、結合相関ヒストグラム h_c を用いた。ヒストグラムのビン数は $B = 5, 10, 20$ とし、波形ペアの時間長は $T_2 = 0.1, 0.2, 0.5, 1, 2$ 秒とした。ランダムに抽出する波形ペアの個数 S は 1,000 以上から判別性能に影響がほとんど見られなかったが、ここでは 10,000 とした時の結果について述べる。

相関ヒストグラムのパラメータを変更した時の脳症判別の性能を図 7 に示す。一つのパラメータを固定し残り全てのパラメータを変化させた時の成功人数について平均と標準偏差を求めた。棒グラフが平均を表しエラーバーが標準偏差を表す。図中の (a) より、ヒストグラムのビン数は 5 個や 10 個と比べて 20 個の方が性能が高いこと、(b) より、チャンネル内相関ヒストグラムやチャンネル間相関ヒストグラムと比べて結合相関ヒストグラムの方が性能が高いことが分かった。また (c) より、波形ペアの時間長は 0.5 秒か 1 秒の時に平均成功人数が多かった。ただし、標準偏差は時間長が 1 秒に比べ 0.5 秒の方が小さかった。この結果より、

脳症判別で最も性能が高いパラメータはビン数 20 個、時間長 0.5 秒の結合相関ヒストグラムであった。

次に、後遺症判別の性能について相関ヒストグラムのパラメータを変更した時の変化を図 8 に示す。脳症判別のパラメータ評価と同様に成功人数の平均と標準偏差を求めた。図中の (a) と (b) では脳症判別の結果と同じ傾向がみられたが、(c) では 1 秒、2 秒の時に平均成功人数が多かった。ただし、標準偏差は 2 秒に比べて 1 秒の方が小さかった。この結果より、後遺症判別で最も性能が高いパラメータはビン数 20 個、時間長 1 秒の結合相関ヒストグラムであった。

5.1.3 既存手法との比較

既存手法と提案手法の比較実験を行った。チャンネル間の脳波データから相互相関を用いて抽出した 5 つの指標 [2] (peak value, instant at which peak occurs, centroid, equivalent width, mean square abscissa) を、チャンネルの全組合せ (${}_{10}C_2 = 45$) で求め、ベクトルの各要素に並べた特徴量 ($5 \times 45 = 225$ 次元) を用いた。ノイズの影響も存在すると考えられるため、既存手法でも提案手法と同様に閾値を設け、 $50\mu V$ から $650\mu V$ の間を $50\mu V$ 刻みで評価した。なお、既存手法のノイズ閾値は性能が最も高かったもの (脳症判別 $450\mu V$ 、後遺症判別 $50\mu V$) を採択した。提案手法の特徴量はビン数 20 個、時間長 1 秒のチャンネル間相関ヒストグラムとした。識別器は提案手法と既存手法ともに線形 SVM を用いた。脳症判別の実験では、テスト人数が 26 人のうち、判別に成功した人数は既存手法が 16 人で提案手法が 26 人であった。また後遺症判別の実験では、テスト人数が 12 人のうち、判別に成功した人数は既存手法が 9 人で提案手法は 12 人であった。性能向上の理由として、既存手法と比べて提案手法は、医師の波形の診方に近いからだと考えられる。既存手法は 120 秒間の連続した波形から相互相関を求めたのに対し、提案手法はランダムに抽出した 1 秒間の波形から相関係数を求めた。臨床現場では 120 秒の波形を一度に診ることはなく、3.1 でも述べたように短区間の波形を診ている。これらの波形には医師が用いる脳症の特徴が含まれており相関ヒストグラムにも反映されたと考えられる。以上の結果より、提案手法の相関ヒストグラムは既存手法 [2] と比べて判別性能が高いことを確認した。

5.1.4 AESD 患者以外のテスト人数を増やした場合の評価

提案手法の有効性を確認するために、5.1.1 のデー

タセットに対して、AESD 以外の脳症の小児 13 名 (FS が 8 人、ES が 4 人、MERS が 1 人、平均年齢 3.5 ± 1.6 歳) と健常者 13 名 (平均年齢 4.2 ± 3.1 歳) を加え計 52 名で評価を行った。この実験での健常者とは、FS が治った小児や身震い発作の小児など脳波に異常が診られない人を対象とした。健常者の脳波は脳症患者と同じ条件で測定した。健常者の脳波データから正常な徐波睡眠が表れている時刻を医師に指定してもらい特徴抽出の区間 (120 秒) とした。識別器の訓練サンプルに 5.1.1 のデータセット 26 名を用い、この実験で追加した 26 名をテストサンプルとして用いた。提案手法の特徴量と識別器は 5.1.3 と同じとした。その結果、AESD 以外の脳症 13 名とも正しく AESD 以外と判別され、健常者 13 名とも AESD 以外と判別された。本論文の目的は AESD である患者を発見することであり提案手法が有効であることを確認した。

5.1.5 考察

脳症判別において特徴量のどの要素が判別に貢献しているかを調査した。提案手法の特徴量は 5.1.3 と同じとした。図 9(a) に AESD の例を、(b) に ES, FS, MERS の例を示す。線形 SVM の識別境界面の法線ベクトルを重みとして図 10 に可視化した。図中の値は重みが正方向に大きいほど AESD の判別に貢献しており、重みが負方向に小さいほど ES, FS, MERS 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が属するビンが AESD に寄与しており、 -0.3 と 0.3 付近のビンが ES, FS, MERS に寄与していた。図 9 から AESD は ES, FS, MERS と比べて相関係数が -1 と 1 付近の頻度が多いことが確認できる。文献 [7], [11], [12] では、AESD は他の脳症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多いと述べられており、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、臨床現場において今後のさらなる解析が必要である。さらに、AESD 患者と健常者との間で相関ヒストグラムを比較した。図 12 に 5.1.4 の評価で用いた健常者の特徴量を示す。図 9(a) の AESD 患者の特徴量と比較すると、相関係数が -1 と 1 付近の頻度に、ES, FS, MERS の例と同様に違いが表れることが分かった。

次に、後遺症判別について重みを可視化した結果を図 11 に示す。図中の値は重みが正方向に大きいほど

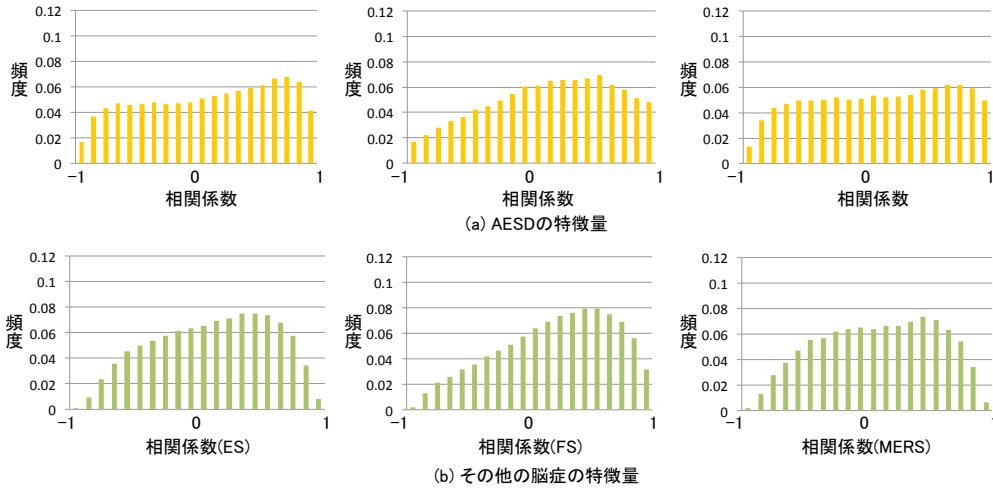


図 9 脳症判別に用いる相関ヒストグラムの例

Fig. 9 Examples of correlation histogram for encephalopathy classification

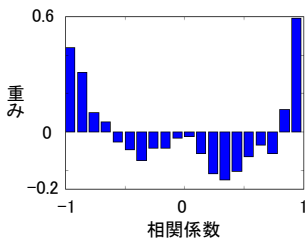


図 10 脳症判別に寄与する重みの可視化

Fig. 10 Weights contributing to performance for encephalopathy classification

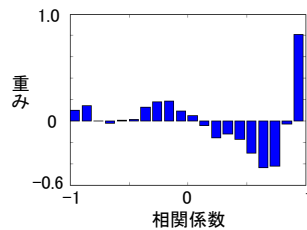


図 11 後遺症判別に寄与する重みの可視化

Fig. 11 Weights contributing to performance for aftermath classification

重度と中度の後遺症レベルの特徴を表しており、重みが負方向に小さいほど軽度の後遺症レベルの特徴を表している。特に、相関係数が 1 付近のピンが重度と中度に、0.6 付近のピンが軽度に貢献していることが分かった。文献 [7], [11], [12] では、AESD の後遺症が重度になるほど平坦な波形が出現する傾向があると述べられており、このような波形のペアが相関係数 1 付近に集まったと考えられる。また文献 [7] では、後遺症が軽度に近ければ α 波や θ 波の活動が確認されると述べられており、それらの波形ペアの相関係数が 0.6 付近に集まったと考えられる。

5.2 脳症判別に有効な波形ペアの可視化

脳波計のどのチャンネルが脳症判別に寄与するか解析した。提案手法の特徴量は 5.1.3 と同じとした。AESD の判別に有効なヒストグラムのピンは図 10 で示したように相関係数が -1 と 1 付近に属していた。

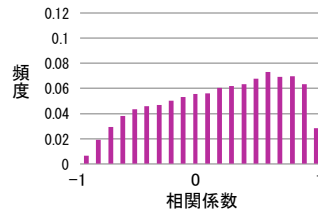


図 12 健常者から生成した相関ヒストグラムの例

Fig. 12 Example of correlation histogram generated from a healthy control subject

判別に有効なピンに属する相関係数を算出した波形ペアについて、AESD 患者における出現頻度をチャンネルの組合せ毎にカウントした。その結果、相関係数が 1 付近のピンではチャンネル 7 とチャンネル 10 の組合せのカウント数が最大であり、相関係数が -1 付近のピンではチャンネル 3 とチャンネル 10 の組合せのカウント数が最大であった。これらのチャンネルの組合せは判別性

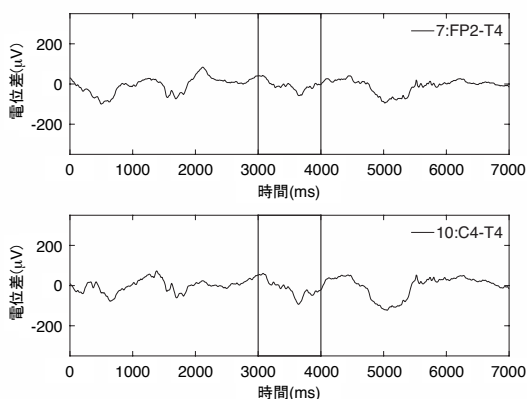


図 13 チャンネル 7 とチャンネル 10 で測定された波形ペアの例
 Fig. 13 Pair of waves obtained from channel 7 and channel 10

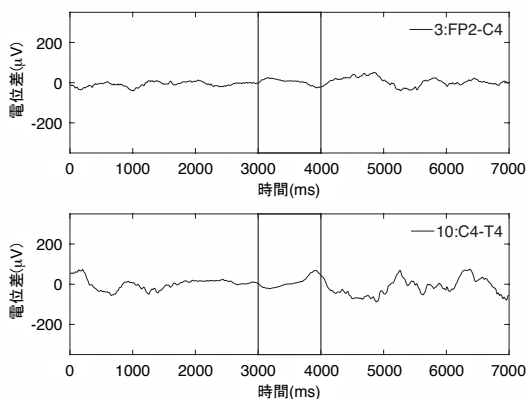


図 14 チャンネル 3 とチャンネル 10 で測定された波形ペアの例
 Fig. 14 Pair of waves obtained from channel 3 and channel 10

能に最も寄与していると言える．なお、これらのチャンネルの配置は図 1 と対応しており、前頭部の右脳付近に配置されていたことが分かる．さらに、カウント数が上位のチャンネルの組合せを解析したところ、同様に右脳付近に配置されている傾向が見られた．

次に、脳症判別に有効なチャンネルの組合せで測定された波形ペアを可視化した．全ての波形ペアを一度に見ることは難しいため、上記の解析でカウントした波形ペアを k-Means 法でクラスタリングした．ここでは例として $k = 5$ でクラスタリングしあるクラスタの中心に近い波形ペアを図 13 と図 14 に示す．それぞ

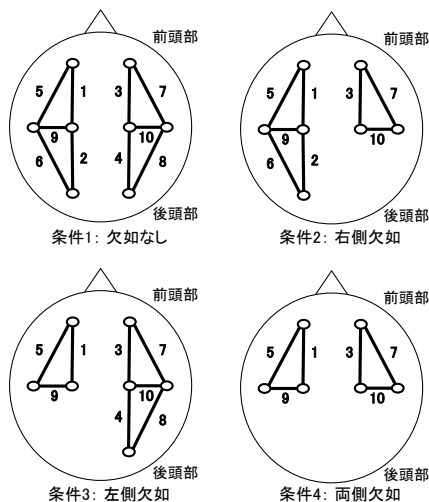


図 15 後頭部のチャンネルの数と配置が異なる場合の実験条件

Fig. 15 Experimental condition of number of channels and different layout of channels

れの図は、相関係数が 1、もしくは、 -1 付近のピンにカウントされた波形ペアを表す．なお、波形ペアは図中の太枠で囲った部分である．図 13 はチャンネル 7 とチャンネル 10 の組合せであり、電極 T4 付近の脳内で発生した波が電極 FP2 と電極 C4 付近の脳内へ同じ位相で伝搬されたと考えられる．図 14 はチャンネル 3 とチャンネル 10 の組合せであり、電極 C4 付近の脳内で発生した波が電極 FP2 と電極 T4 付近の脳内に逆位相で伝搬されたと考えられる．他のクラスタ中心に近い波形ペアやクラスタ数を変更した場合の波形ペアも確認したが、上記と同様の傾向で波が伝搬していた．

5.3 チャンネルの数と配置が異なる場合の判別性能の評価

提案手法の相関ヒストグラムにより、チャンネルの数と配置が異なる場合でも正しく判別できるかどうかを評価した．臨床現場で脳波データを測定する際、患者の状況に応じて後頭部に取り付けるチャンネル設定が変わることがあるため、以下の条件 (図 15) で評価した．

- 条件 1: 欠如なし
- 条件 2: 右側欠如 (チャンネル 4, 8 が無し)
- 条件 3: 左側欠如 (チャンネル 2, 6 が無し)
- 条件 4: 両側欠如 (チャンネル 2, 4, 6, 8 が無し)

訓練事例は条件 1 とし、テスト事例はそれぞれの条件とした．特徴量は 5.1.3 と同じとした．後頭部のチャンネルの数と配置が異なる場合の判別性能を表 1 に示す．

表 1 チャンネルの数と配置が異なる場合の判別性能
Table 1 Classification performance in different number of channels and different layout of channels

	脳症判別	後遺症判別
条件 1	26/26	12/12
条件 2	26/26	12/12
条件 3	26/26	12/12
条件 4	26/26	12/12

表中の値は分子が判別できた人数で分母がテスト人数を表す。この結果より、テスト事例でチャンネルの数と配置に変化があったとしても、脳症判別と後遺症判別ともに高い性能になることが分かった。以上より、提案手法を適用することで、チャンネルの数と配置が違っても脳症と後遺症の判別性能は維持できることを確認した。

6. む す び

本論文では、発症初期の小児急性脳症の診断支援システムを目指し、脳症が疑われる脳波データが入力されると、脳症とその後遺症を判別する手法について述べた。提案手法は脳波データからランダムに波形ペアを抽出し、それらの相関係数の頻度分布から相関ヒストグラムを求めた。救急搬送された小児患者から測定した脳波データベースを用いた評価により、既存手法に比べて提案手法は性能が高いことを確認した。また、臨床現場の課題である脳波計のチャンネルの数と配置が異なる場合でも提案手法が有効であることを確認した。急性脳症の所見が疑われる波形を連続で 120 秒ほど患者から取得できれば、提案手法を用いて診断支援システムを構築できる可能性があることが示唆された。ただし、システムとしての有効性を確認するためには、患者数が増えた時の検証や医師によるユーザスタディなど、今後のさらなる実証実験が必要である。

文 献

- [1] V. Bajaj, and R.B. Pachori, "Classification of Seizure and Nonseizure EEG Signals Using Empirical Mode Decomposition," *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, vol. 16, no. 6, pp. 1135 – 1142, 2012.
- [2] S. Chandaka, A. Chatterjee, and S. Munshi, "Cross-correlation aided support vector machine classifier for classification of EEG signals," *Expert Systems with Applications*, Vol. 36, no. 2, pp. 1329 – 1336, 2009.
- [3] M.K. Kumar, and D.N. Dutt, "SVM based Identification and Classification Schizophrenia from EEG using Graph Theory," *Proceedings of National Conference on Communications*, pp. 239 – 243, 2009.
- [4] A. Temko, O. Doyle, D. Murray, G. Lightbody, G. Boylan, and W. Marnane, "Multimodal predictor of neurodevelopmental outcome in newborns with hypoxic-ischaemic encephalopathy," *Computers in Biology and Medicine*, pp. 169 – 177, 2015.
- [5] R. Ahmed, A. Temko, W. Marnane, G. Lightbody, and G. Boylan, "Grading hypoxic-ischemic encephalopathy severity in neonatal EEG using GMM supervectors and the support vector machine," *Clinical Neurophysiology*, Vol. 127, no. 1, pp. 297 – 309, 2016.
- [6] R. Ahmed, A. Temko, W. Marnane, G. Boylan, G. Lightbody, "Grading brain injury in neonatal EEG using SVM and supervector kernel Acoustics," *Proceedings of IEEE International Conference on Speech and Signal Processing*, pp. 5894 – 5898, 2014.
- [7] M. Oguri, Y. Saito, C. Fukuda, K. Kishi, A. Yokoyama, L. Sooyoung, H. Torisu, M. Toyoshima, H. Sejima, S. Kaji, S. Hamano, T. Okanishi, Y. Tomita, and Y. Maegaki, "Distinguishing acute encephalopathy with biphasic seizures and late reduced diffusion from prolonged febrile seizures by acute phase EEG spectrum analysis," *Yonago Acta medica*, Vol. 59, pp. 1 – 14, 2016.
- [8] 前垣 義弘, "実践小児脳波入門—日常診療に役立つ脳波アトラス—," 永井書店, 2012.
- [9] 日本臨床神経生理学学会, "デジタル脳波の記録・判読の手引き," 診断と治療社, 2015.
- [10] E. Hussain, D. Nordli, "EEG patterns in acute pediatric encephalopathies," *Clinical Neurophysiology*, Vol. 30, no. 5, pp. 539 – 544, 2013.
- [11] 奥村彰久, "急性脳症における脳波," *脳と発達*, Vol. 43, no. 2, pp. 110 – 116, 2011.
- [12] 井上岳司, 川脇壽, 温井めぐみ, 九鬼一郎, 岡崎伸, 富和清隆, 天羽清子, 外川正生, 林下浩士, 塩見正司, "当院救急外来でベーパーレス脳波を施行した症例の臨床的検討," Vol. 44, no. 4, pp 305 – 309, 2012.
- [13] C. Cortes, and V. Vapnik, "Support-Vector Networks," *Machine Learning*, Vol. 20, no. 3, pp. 273 – 297, 1995.

(平成 xx 年 xx 月 xx 日受付)

西山 正志 (正員: シニア会員)

2002 岡山大学大学院博士前期課程了。株式会社東芝研究開発センターを経て、現在鳥取大学大学院工学研究科准教授。学際情報学博士(東京大学)。画像認識、拡張現実感の研究に従事。2006 本会パターン認識・メディア理解研究会研究奨励賞、2007 画像センシングシンポジウム優秀論文賞 2009 山下記念研究賞

などを受賞．情報処理学会会員



白井 愛美

2016年 鳥取大学工学部 知能情報工学科
卒業．



岩井 儀雄 (正員)

1992年(平成4年)大阪大学基礎工学
部情報工学科卒業．1997年(平成9年)大
阪大学大学院基礎工学研究科博士課程後期
修了．同年同大学院助手．2003年(平成
15年)同大学院助教授．2004年(平成16
年)5月～2005年(平成17年)3月英国ケ
ンブリッジ大学客員研究員．2007年(平成19年)同大学院
准教授．2011年(平成23年)鳥取大学大学院工学研究科教
授．コンピュータビジョン，パターン認識の研究に従事．博士
(工学)



大栗 聖由

2009年(平成21年)鳥取大学医学部保
健学科検査技術科学専攻卒業．2010年(平
成22年)鳥取大学医学部附属病院臨床検
査技師として入職．2016年(平成28年)
鳥取大学大学院医学系研究科医学専攻博士
課程修了．神経生理学や電気生理学，小児
神経学の研究に従事．博士(医学)



前垣 義弘

昭和63年 鳥取大学医学部卒業．平成
元年鳥取県立中央病院，平成2年国立療
養所西鳥取病院，平成5年鳥取大学医学
部附属病院，平成9年 Cleveland Clinic
Foundation，平成15年鳥取大学講師，平
成16年同大学准教授を経て，現在同大学
医学部脳神経小児科教授．日本小児神経学会評議員，日本てん
かん学会評議員・理事．小児神経疾患，神経生理の研究に従事．
博士(医学)