脳波の個人特性を考慮した脳波分析法の提案

非会員 伊藤 伸一* 正員 満倉 靖恵**
正員 福見 稔* 非会員 赤松 則男*

Proposal of the EEG Analysis Method Using the Individual Characteristic of the EEG

Shin-ichi Ito*, Non-member, Yasue Mitsukura**, Member, Minoru Fukumi*, Member,
Norio Akamatsu*, Non-member

It is often known that an EEG has the individual characteristic. However, there are no researches to achieve the considering of the individual characteristic. Then, the analyzed frequency components of the EEG have that the frequency components in which characteristics are contained significantly, and that not. Moreover, these combinations have the individual difference. We think that these combinations are the individual characteristic of the EEG. In this paper, the EEG analysis method by using the GA and the FA and the NN is proposed. The GA is used for selecting the individual characteristic. The FA is used for extracting the characteristics data of the EEG. The NN is used for estimating extracted the characteristics data of the EEG. Finally, in order to show the effectiveness of the proposed method, computer simulations are done by classifying the EEG pattern.

キーワード：脳波, 遺伝的アルゴリズム, 因子分析, ニューラルネットワーク

Keywords: EEG, Genetic Algorithms, Factor Analysis, Neural Networks

1. まえがき

近年, 脳波の研究が盛んに行なわれている。脳波は脳の活動状態を簡易に計測する方法であり, その信号成分は音・光などの外的刺激や意思・状態などの内的要因によって変化し, 人間の内部状態を強く反映している。従来から行なわれている脳波の分析は, 主に臨床における検査が目的であり, 安静・閉眼時や睡眠脳波の脳波変化から機能異常の診断に利用されている⁽¹⁾。また最近では, 操作に動作が不要なマンマシンインタフェースに成り得ると期待され, 脳波を用いたインタフェースの研究が行なわれている⁽²⁾。脳波は複数の要因が複雑に絡み合った時系列信号であり, 脳波の計測部位によって現れる脳波は異なる。さらに脳波は出現する特徴波に個人差がある。そのため, 脳波の分析を行なう際には, これらを考慮して脳波の計測部位と分析方法を考えなければならない。

これまでの研究における脳波の計測部位は複数チャンネル (以後 ch と略記する) がほとんどである。それは単一 ch の情報のみを用いると一部の ch において, 特徴波が出現しないといった出現状況のばらつきや, パワーの大きな背景波が重なって出現することにより, 特徴波の検出が困難になる場合がしばしば起こるからである⁽³⁾。しかし, 長年の研究成果により, 音楽による脳波の変化は前頭葉部分に強く現れるなどといった, ある一定の刺激に対して, 脳波の計測に有効な部位が確立されつつある⁽⁴⁾。さらに, マンマシンインタフェースを考慮した場合, 複数 ch の脳波計測は簡便とは言い難く実用化しにくい⁽²⁾。そのため, 単一 ch 情報のみを用いた脳波分析精度の向上が必要であると思われる。

また, これまでの研究における脳波の分析方法には, 事象関連脳電位 P300 波や周波数分析された脳波の一定の周波数帯域 (波, 波など) に着目したもの, 周波数成分の平均や分散を求める方法などが挙げられる。P300 波は外部刺激を受けた 300msec 後に現れる特徴脳波であり⁽⁵⁾, 脳波の分析において瞬時変動パターンの分析に位置付けられ, 瞬間的な機器制御には優れていると考えられる。しかし, 睡眠誘導やリラクゼーションシステムなどの, 長時間における脳波の変動を有するものには有用であると考えにくい。また, 周波数分析された脳波においては, 各周波数ス

* 徳島大学
770-8506 徳島市南第三島町 2-1
University of Tokushima
2-1, Minami-Josanjima, Tokushima, 770-8506 Japan

** 岡山大学
700-8530 岡山市津島中 3-1-1
Okayama University
3-1-1, Tsushima-Naka, Okayama, 700-8530 Japan

ベクトルの時間推移の相関関係を考慮することで個人差のある脳波の特徴データ抽出を行なっている研究があり、その有効性も検証されている⁽⁶⁾⁽⁷⁾。また相関関係の背後に潜む潜在構造の分析を行なうことで、直接的な観測データから得られることが困難な情報を抽出することができ、脳波の分析精度を向上させることができると考えられる。さらに、脳波には個人特性があり、脳波の周波数成分には、特徴が強く現れている周波数成分と、そうでない周波数成分が個人別に存在する。本論文では、この個人差を個人特性であると判断している。しかし従来法では、特徴が強く現れている周波数成分(以後“個人特性周波数成分”と略記する)の抽出を行わずに研究が進められている。これらの個人特性周波数成分を考慮しない場合、汎用性のない分析手法を用いると、認識(分類)の精度が悪化することが言われている。よって実際の現場等では、この個人差に汎用性のある個人特性周波数成分の抽出が強く望まれている。そこで、脳波の個人特性周波数成分を特定する新たな脳波分析法を提案する。

本論文では、インタフェース応用を考慮し、次の4点に着目した手法を提案する。まず第1は、単一ch情報による脳波の分析である。単一chによる脳波の分析精度が向上すれば、複数ch情報への応用も可能である。第2は、遺伝的アルゴリズム(Genetic Algorithms, 以後GAと略記する)の導入である。周波数分析された脳波の周波数成分には、個人特性が存在する。そこでGAを用いて個人特性周波数成分の特定を試みる。またGAを用いた特徴選択法は既に提案されており、その有効性も報告されている⁽⁸⁾⁻⁽¹⁰⁾。第3は、因子分析(Factor Analysis, 以後FAと略記する)の導入である。脳波は複数の因子が複雑に絡み合った電気信号であり、ノイズを多く含んでいるため、直接的な観測データから得ることが困難な情報がある。そこで周波数分析された脳波の各周波数スペクトルの時間推移の相関関係を考慮し、相関関係を説明する潜在構造を分析する⁽¹¹⁾⁻⁽¹⁴⁾。そして、直接的な観測データから得られることが困難な情報の抽出を試みる⁽¹⁵⁾⁽¹⁶⁾。第4は、ニューラルネットワーク(Neural Network, 以後NNと略記する)の導入である。NNは複数の要因が複雑に絡み合った非線形関係を表現することが可能であり、学習的に情報を獲得でき、時間の経過に伴う環境の変化に適応できるなどの点から脳波の分析に有効な方法であり⁽¹⁾、個人差が強く現れる脳波を用いたインタフェース応用にも優れていると考えられる。

本論文では、インタフェース応用を考慮し、GAとFAとNNを組み合わせて、個人特性を用いた脳波分析法を提案する。そして脳波で聴いている音楽のジャンルおよび系統を分類することで、提案手法の有効性の検証を行なう。

次節以降では、まず、分類する脳波パターンの定義と計測条件について述べる。そして次に、予備実験としてFAを用いた場合に必要となる因子の解釈を行なう。さらに提案手法について述べ、提案手法を脳波パターンの分類実験に適用させ、提案手法の有効性について考察する。最後に、

本論文をまとめる。

2. 脳波計測

本論文では、インタフェース応用の一環として、音楽刺激が人間に与える生理的、心理的效果を利用した脳波コントロールシステムの構築を研究チームの最終目標としている。このシステムは脳波を指標に任意の音楽の出力(周波数特性、テンポ、リズムなど)を自動調節し、出力が調節された音楽を聴くことで、脳波をコントロールしようとするシステムである。また、このシステムの構築にあたって重要となるのは、音楽刺激による脳波の変化に関する分析である。そこで本論文では、音楽刺激による脳波の変化の計測及び分析を行なう。

2.1 分類する脳波パターン 本論文では、ロック(Rock music)、演歌(Schmaltzy Japanese ballad music: SJ ballad music)、癒し系(Healing music)、クラシック(Classical music)の4種類の音楽の系統のうち、どの系統の音楽を聴いている状態であるかを脳波で分類する。現在流行となるポップスは、ロックに近い曲からクラシックに近い曲とが存在するため、分類するのが困難になると考えられるため、分類する系統から削除した。なお、分類する音楽の系統に対する視聴曲の選択に関しては、以下のアンケートにより行なった。このアンケートはアーティストおよび曲に対して、各々ロック、ポップス、演歌、癒し系、クラシックの計5種類の音楽の系統に分類してもらうものである。そして、このアンケートを被験者を含む20代前半の男女を対象に計20人に行なってもらい、20人が完全に一致した音楽の系統に対する視聴曲を選択している。

2.2 規則条件と採取データ 本論文の被験者は聴覚正常であるとともに、心身ともに正常な20歳から24歳の健常者5名(男子4人、女子1人)である。脳波計は、実用的な環境下での計測を可能にする脳力開発研究所のBrain Builderを使用した。概形は120mm(W) × 135mm(D) ×

図1 脳波の測定部位

Fig. 1. Measured points of EEG.

図 2 第 1 因子負荷量のサンプルデータ

Fig. 2. The sample data of the first factor loading.

35mm(H) とコンパクトであり、従来の装置に比べて被験者に与える精神的・生理的な負担は極めて小さい。また、電極はヘッドバンドに固定されていて、計測部位は図 1 に示す国際 10/20 法における電極配置 FP1 にあたる箇所であり、左耳の不関電極による単極誘導法により計測している。FP1 を選んだ主な理由として、音刺激が人間に与える生理的、心理的な変化は脳の前頭葉部分の脳波に多く出現することが既に報告されているなどが挙げられる⁽⁴⁾。

そして付属の簡易脳波解析ソフト (MinDSensorII) から得られるデータをパソコンに保存した。解析ソフトから得られるデータは、1 秒間の脳波を高速フーリエ変換 (サンプリングレ - ト:128/sec) し、1Hz 間隔で 24Hz まで周波数分析されたものである。この装置はバンドパスフィルタ (4-22Hz: 90db でフラット, オクターブごとに 6db ダウン) を用いているため、有効となる周波数成分は 4-22Hz としている。計測は音楽による影響が 1 番強く現れるように以下の条件で行なっている。計測状況はいずれの被験者に対しても、若干の雑音のある計算機室内で PC 用の椅子に楽な姿勢で腰を掛けた状態で行なっている。また、耳にヘッドホン、左耳にセンサ・クリップ、額にセンサ・バンドを着けて行ない、計測中は目を閉じてなるべく体を動かさないようにしてもらっている。なお、計測時間はそれぞれの曲に対して 4 分間 (およそ 1 曲分の時間) としている。

3. 予備実験

本論文では、脳波の特徴データの抽出に FA を用いている。FA は互いに相関のある変数が持っている情報を、少数個の潜在的な“因子 (common factor)”に集約する 1 つの統計的方法であり、ノイズ除去、次元圧縮、直接観測できない構成概念の観測、複数の変量間の相関関係の背後に潜む潜在的構造の分析が可能な手法であるとされている⁽¹¹⁾⁻⁽¹⁴⁾。また、本論文で用いる FA のモデルは直交因子モデルである。抽出する因子間を無相関であると仮定すれば、一定の

図 3 一因子モデル

Fig. 3. One-factor model.

刺激に対応した因子が特定しやすいと判断したためである。そして、因子の抽出法には因子寄与率大きいものから順に抽出できる主因子法 (乗べき法) を用いている。ここで言う因子寄与率とは、求めた因子が元の情報をどれだけ反映しているかという指標を意味する。FA では最終的に抽出された因子の解釈を行なうのが一般である。本論文では、脳波の計測条件により、第 1 因子が“音楽による影響”を表す因子であると考えている。そこで本節では予備実験として、第 1 因子が“音楽による影響”を表す因子であることを実験的に示す。以下にその手順を示す。

Step1: 計測器から得られたデータから、行を時間 (行数:240)、列を周波数成分 (列数:19) とするデータ行列を作り、データ行列の周波数に対する相関行列 R を計算する。

Step2: 相関行列 R の対角成分に推定値 (共通性) を入れて、新たな相関行列 R^* を計算する。本論文では、推定値に重相関係数の平方根 (SMC) を用いている。

Step3: [Step2] で求められた相関行列 R^* を固有分解することで因子を抽出する。本論文では因子抽出法に主因子法を用いている。

Step4: [Step3] で求められた因子の中から必要な因子を取り出し、脳波の特徴データを抽出する。なお抽出する因子は、第 1 因子が“音楽による影響”を表す因子であることの証明実験であるため、第 2 因子までとする。

予備実験の結果を表 1 に示す。表 1 は個人別、かつ分類する音楽の系統別に FA を行なった結果であり、抽出された因子に対する因子寄与率を示している。すべての被験者および分類する音楽の系統に対して、第 1 因子 (one-factor) と第 2 因子 (two-factor) の因子寄与率の総和 (total) が 100% (total=1) を超えている場合がほとんどであることがわかる。これは、音楽の刺激が最も脳波に影響を与えるように脳波の計測を行なったためであり、第 1 因子に音楽刺激に対する脳波の情報が集約されたためだと考えられる。図 2 に抽出された第 1 因子負荷量のサンプルデータを示す。以上の結果より、第 1 因子が“音楽による影響”を表す因子であると判断し、提案手法の FA には図 3 に示す一因子モデルを用いることとする。図 3 は以下の式をモデル化したもので

表 1 予備実験の結果

Table 1. The result of the pilot study.

	Rock music			Schmaltzy Japanese ballad music			Healing music			Classical music		
	one-factor	two-factor	total	one-factor	two-factor	total	one-factor	two-factor	total	one-factor	two-factor	total
subject1	0.88	0.24	1.12	0.86	0.24	1.10	0.82	0.22	1.04	0.83	0.28	1.11
subject2	0.82	0.22	1.04	0.86	0.19	1.05	0.85	0.20	1.05	0.87	0.18	1.05
subject3	0.79	0.29	1.08	0.79	0.28	1.07	0.78	0.31	1.09	0.84	0.31	1.15
subject4	0.68	0.24	0.92	0.63	0.25	0.88	0.79	0.22	1.01	0.68	0.27	0.95
subject5	0.80	0.26	1.06	0.78	0.25	1.03	0.85	0.21	1.06	0.84	0.24	1.08

図 4 提案手法の構造

Fig. 4. The structure of proposal method.

ある。

$$[\text{相関行列}] = [\text{第一因子}] \times [\text{第一共通成分}] + [\text{残差}]$$

なお、因子寄与率の総和 (total) が 100%(total=1) を超えていることは、第 2 因子が抽出されるべき因子ではないことを意味する⁽¹²⁾。

4. 個人特性を用いた脳波分析法

本論文では、GA により個人特性周波数成分を特定し、FA により脳波の特徴データを抽出し、NN を用いて特徴データの評価を行なう脳波分析法を提案する。なお、図 4 に脳波分析法の構造を、図 5 に個人特性周波数成分と特徴データの抽出の流れを示す。図 5 に示されているように、まず初期化 (Initialization) として決められた数の個体が生成される。各個体の染色体は図 6 に示されているように、0, 1 の 2 値記号列となっており、各遺伝子は脳波の各周波数成分 (4-22Hz) に割り当てられている。遺伝子の値が 1 であれば対応する周波数成分の時系列データ (周波数スペクトルの時間推移) が FA に使用され、0 であれば FA に使用されない。次に FA により脳波の特徴データを抽出する。FA には予備実験の結果より、図 3 に示す一因子モデルを用い、因子抽出法に主因子法 (乗べき法) を用いる。本論文では因子から変量への重みの値である因子負荷の値 (Factor loading) を脳波の特徴データとする。そして NN を用いて

図 5 個人特性周波数成分と特徴データ抽出の流れ

Fig. 5. Flowchart of the extraction of the individual characteristic frequency components and the characteristics data.

図 6 染色体の構造

Fig. 6. The structure of chromosome.

脳波パターンの認識率 (特徴データの評価) を計算し、適応度を計算する。なお、本論文で用いる NN は図 4 に示すように 3 層構造であり、学習手法には誤差逆伝播 (Back Propagation: BP) 法を用いる。評価テスト方法には、交差検証 (Leave-one-out Cross-validation: LOOCV) 法を用いている。NN の出力は教師データとの類似度である。以上の操作を現世代すべての個体に対して行なう。最後に現世代すべての個体の適応度から、選択、交叉や突然変異を行ない、次世代の個体を生成する。以上の操作を終了条件

図 7 論理計算に基づく遺伝子操作

Fig.7. Genetic manipulation based on logical computation.

が満たされるまで行ない，終了条件が満たされた世代の個体の中で，適応度の最も高い個体が示す染色体を最適解とする。

4.1 適応度の計算方法 まず NN の学習を行ない，学習後，学習に使用されたすべてのサンプルデータを用いて，教師データとの平均 2 乗誤差を計算する。次に学習に使用されなかったサンプルデータに対する認識率 (NN の評価) を計算する。最後に，平均 2 乗誤差と認識率を用いて適応度 (fitness) を計算する。以下に適応度の計算方法を示す。

$$\text{fitness} = \left(\text{Recog} - \frac{\text{Number of 1's}}{\text{NumData} * \text{Length}} \right)^2 - \text{Err}$$

Err	平均 2 乗誤差
Recog	認識率 (NN の評価)
Length	個体の遺伝子のビット長
NumData	テストデータパターン数
Number of 1's	遺伝子の 1 の総数

なお，本論文では NN による脳波パターンの認識率 (特徴データの評価) を重視することで，最適な個人特性周波数成分の特定ができると考えている。適応度に用いているペナルティ量は平均 2 乗誤差と遺伝子の 1 の総数を利用したものである。前者は NN の学習精度を表し，正しく学習できていない個体を淘汰するためのペナルティである。また後者は近似した認識率 (NN の評価) を得る個体に関しては，染色体の 1 の数が少ないほど適応度が高くなるように設定し，近似した認識率を得る個体において NN の構造が最小にならないものを淘汰するためのペナルティである。

4.2 選択・淘汰 本論文では，選択・淘汰処理にはエリート保存戦略 (Elite preservation) を用いている。ま

ず，現世代すべての個体に対して適応度の高い順に N 個を選び出し，エリートとして次世代に残す個体群 (以後“エリート個体群”と略記する) とする。なお，初期の遺伝子 (第一世代) はランダムに生成する。

4.3 交叉と突然変異 まず，エリート個体群の中からランダムに 2 個体を選択し，一点交叉と突然変異により各々新たな 2 個体を生成する。さらに図 7 に示すように，遺伝子操作点 (genetic manipulation point) をランダムに決め，遺伝子操作点以降の遺伝子に対して，2 個体の論理和 (disjunction) および論理積 (conjunction) を求め，遺伝子組み替えを行ない新たな 4 個体を生成する。論理積では，2 個体の遺伝子操作点以降の遺伝子の共通部分に，2 個体がエリートとして選択された要因が含まれている場合に有効である。また論理和では，2 個体の遺伝子操作点以降の遺伝子に各々エリートとして選択された要因が含まれている場合に有効である。つまり，エリート個体群からランダムに選択された 2 個体を用いて，新たな 8 個体を生成する。なお突然変異率は 0.05 としている。

4.4 増殖 まず，エリート個体群の個体すべてを用いて論理積 (以後“エリート論理積”と略記する) を計算し，新たな個体を 1 つ生成する。次に淘汰された個体すべてを用いて論理積を計算し，遺伝子の 0 と 1 の値を反転 (以後“淘汰反転論理積”と略記する) させ，新たな個体を 1 つ生成する。さらに，エリート論理積と淘汰反転論理積によって生成された 2 個体の論理積と論理和を求め，新たな 2 個体を生成する。エリート論理積では，エリートに選択された要因が共通部分にある場合に有効である。淘汰反転論理積では，淘汰された要因が共通部分にあり，それを反転させることで，淘汰された要因の削除が可能となる。またこれら 2 個体の論理積と論理和を求めることで，GA の探索速度の向上が図れると考えられる。このように，増殖では新たに 4 個体の生成が行なわれる。

5. 実験

本論文では，被験者 5 名にロック，演歌，癒し系，クラシックの 4 種類の音楽を聴いてもらい，脳波で聴いている音楽の系統の分類実験により，提案した脳波分析法の有効性を検証する。提案手法は個人特性を利用するため，個人別での実験を行なう。また，本論文では分類を容易にするために，各音楽の系統に対してそれぞれ指定曲 1 曲を用いている。なお，曲の決定方法は，被験者を含む成人健常者 20 人によるアンケート結果に基づいている。

さらに実験で用いた GA と NN の設定パラメータを表 2，3 に示す。遺伝子のビット長 (The length of chromosome) は図 6 に示すように，各遺伝子が 4-22Hz にそれぞれ対応しているため 19 個である。本論文では，図 3 に示すモデルを用いて，FA により脳波の特徴データを抽出している。そして特徴データを因子負荷の値としているため，特徴データの次元数は GA によって選択された脳波の周波数成分数となる。そのため NN の入力層ユニット数は可変であり最

表 2 GA のパラメータ設定値

Table 2. The parameter of GA.

The number of generation	50
The number of individuals	50
The length of chromosome	19

表 3 NN のパラメータ設定値

Table 3. The parameter of NN.

The maximum number of input layer unit	19
The number of layer unit	5
The number of output layer unit	4
The number of learning	10000
The step size	0.01

表 4 選出された周波数成分

Table 4. Selected frequency components by the GA.

	4Hz	5Hz	6Hz	7Hz	8Hz	9Hz	10Hz	11Hz	12Hz	13Hz	14Hz	15Hz	16Hz	17Hz	18Hz	19Hz	20Hz	21Hz	22Hz
subject1	x	x		x		x		x		x	x	x	x	x	x				x
subject2		x				x		x	x	x	x	x	x			x	x	x	x
subject3	x	x		x		x				x	x	x	x	x	x	x	x	x	
subject4	x	x				x	x	x		x	x	x	x			x		x	x
subject5	x			x		x	x	x				x			x	x	x		x

図 8 個人特性周波数成分を用いた場合と周波数成分 (4-22Hz) を用いた場合の分類結果 (認識率)

Fig. 8. The recognition accuracy, in the case of using the individual characteristic frequency components, and in the case of using the frequency components (4-22Hz).

図 9 個人特性周波数成分を用いた場合と共通周波数成分を用いた場合の分類結果 (認識率)

Fig. 9. The recognition accuracy, in the case of using the individual characteristic frequency components, and in the case of using the common frequency components.

大は 19 個である。

図 8 のグラフは 4-22Hz すべての周波数成分を用いた場合と、個人特性周波数成分 (GA によって選出された周波数成分) を用いた場合とで、NN による評価実験を行なった結果である。なお、個人特性周波数成分を表 3 に示す。が選出された周波数成分であり、×が削除された周波数成分である。図 8 の認識率を比較すると、すべての被験者に対して認識率の向上が見られる。これは周波数分析された脳波の周波数成分には、特徴が強く現われている周波数成分と、そうでない周波数成分があることを意味していると判断できる。そして GA を用いることで特徴が強く現われている周波数成分の抽出が行なえていると考えられる。また、個人特性周波数成分を用いていない場合でも、80%以上の認識率が確認できる。これは、周波数分析された脳波の各周波数スペクトルの時間推移には、何らかの相関関係があり、それを考慮したことで高い認識率が得られたのだと考えられる^{(15) (16)}。

また表 4 から、6,8,12Hz のように共通に選択されてい

る周波数成分が存在する。そこで本論文では、5 人中 3 人に選択された周波数成分 (以後“ 共通周波数成分: Common frequency components ”と略記する) を用いた場合と、個人特性周波数成分 (Individual characteristic frequency components) を用いた場合とで、先ほどと同様に NN による評価実験を行なった。その結果を図 9 に示す。なお、共通周波数成分には、5 人中 4 人選択されている 6,8,12Hz を用いた場合と、これら 3 つの周波数成分に、5 人中 3 人に選択されている 10,17Hz を組み合わせた場合とで比較実験を行なっている。図 9 の認識率を比較すると、明らかに個人特性周波数成分を用いた場合が一番認識率が高いことがわかる。周波数分析された脳波の周波数成分には特徴が強く現われている周波数成分があり、これら周波数成分の組み合わせが重要であることがこの結果より言える。また、表 4 が示すように周波数成分の組み合わせには個人差があり、この組み合わせが従来から言われている脳波の個人特性を現していると考えられる。

6. ま と め

本論文では、脳波を用いたインタフェース応用を考慮し、単一チャンネルによる脳波分析精度の向上を試みた。また、周波数分析された脳波の周波数成分には特徴が強く現われている周波数成分とそうでない周波数成分が個人別にあり、この個人差を従来から言われている脳波の個人特性と判断し、GAにより個人特性周波数成分の特定を行なった。さらにGAによって特定された周波数スペクトルの時間推移の相関関係を考慮し、FAを用いて相関関係の背後に潜む潜在構造の分析を行なうことで、脳波の特徴データを抽出した。そしてNNを用いて特徴データの評価を行なう脳波分析法を提案し、聴いている音楽の系統を脳波で分類する実験に適用した。その結果、個人特性周波数成分を特定することで、4-22Hzすべての周波数成分を用いた場合に比べて、認識率の向上が見られ、その認識率もすべての被験者に対して95%以上と良好な結果を得ることができ、提案した脳波分析法の有効性が確認できた。

本論文では、分類が容易になるように、分類する音楽の系統とその系統に対応する曲の選択をアンケートを基に行なった。更なる脳波コントロールシステムの実用化のためには、分類のパターン数や用いる曲数を増やす必要があると考えられる。

(平成15年3月13日受付,平成15年10月6日再受付)

文 献

- (1) O. Fukuda, T. Tsuji, and M. Kaneko: "Pattern Classification of a Time-Series EEG Signal Using a Neural Network", *IEICE (D-II)*, Vol.J80-D-II, No.7, pp.1896-1903 (1997-7) (in Japanese)
福田 修・辻 敏夫・金子 真:「ニューラルネットワークによる時系列脳波パターンの識別」, 信学論誌 (D-II), **J80-D-II**, 7, pp.1896-1903 (1997-7)
- (2) H. Tanaka and H. Ide: "Intention Transmitting by the Single-Trial MRCP Analysis", *T.IEE Japan*, Vol.122-C, No.5 (2002-5) (in Japanese)
田中久弥・井出英人:「単一試行の運動関連脳電位解析による意図伝達システム」, *T.IEE Japan*, **122-C**, 5, pp.xx-xx (2002-5)
- (3) T. Shimada, T. Shina, and Y. Saito: "Auto-Detection of Characteristics of Sleep EEG Intergrating Multi Channel Information by Neural Networks and Fuzzy Rule", *IEICE (D-II)*, Vol.J81-D-II, No.7, pp.1689-1698 (1998-7) (in Japanese)
島田 尊正・椎名 毅・斎藤陽一:「ニューラルネットワークとファジールールによる多チャンネル情報を結合した脳波特徴波の自動検出」, 信学論誌 (D-II), **J81-D-II**, 7, pp.1689-1698 (1998-7)
- (4) S. Tasaki, T. Igasaki, N. Murayama, and H. Koga: "Relationship between Biological Signals and Subjective Estimation While Humans Listen to Sounds", *T.IEE Japan*, Vol.122-C, No.9, pp.1632-1638 (2002-9) (in Japanese)
田崎信二・伊賀崎伸彦・村山伸樹・古賀広昭:「音楽鑑賞時におけるヒトの感性と生体信号の関連性」, 電学論誌 (C), **122**, 9, pp.1632-1638 (2002-9)
- (5) S. Yamada: "Improvement and Evolution of an EEG Keyboard Input Speed", *IEICE (A)*, Vol.J79-A, No.2, pp.329-336 (1996-2) (in Japanese)
山田 実治:「脳波キーボードの入力速度向上手法と評価」, 信学論誌 (A), **J79-A**, 2, pp.329-336 (1996-2)
- (6) T. Katayama, E. Suzuki, and M. Saito: "Staging of Awake and Sleep Based on Feature Maps", *IEICE (D-II)*, Vol.J77-

- D-II, No.11, pp.2306-2313 (1994-11) (in Japanese)
片山貴文・鈴木頼二・斎藤正男:「特徴写像による覚醒と睡眠の段階付け」, 信学論誌 (D-II), **J77-D-II**, 11, pp.2306-2313 (1994-11)
- (7) S. Yokoyama, T. Shimada, A. Takemura, T. Shiina, and Y. Saitou: "Detection of Characteristic Wave of Sleep EEG by Principal Component Analysis and Neural-Network", *IEICE (A)*, Vol.J76-A, No.8, pp.1050-1058 (1993-8) (in Japanese)
横山幸生・島田 尊正・竹村 淳・椎名 毅・斎藤陽一:「睡眠脳波の主成分分析とニューラルネットワークによる特徴波検出」, 信学論誌 (A), **J76-A**, 8, pp.1050-1058 (1993-8)
- (8) S. Ito, Y. Mitsukura, M. Fukumi, and N. Akamatsu: "Neuro Rainfall Forecast with Data Mining by Real-Coded Genetical Preprocessing", *IEEEJ Trans.EIS*, Vol.123, No.4, pp.817-822 (2003-4) (in Japanese)
伊藤延嗣・満倉靖恵・福見 稔・赤松則男:「実数値GAを用いたデータマイニングによるニューロ降雨予測システム的设计」, 電学論誌 C, **123**, 4, pp.817-822 (2003-4)
- (9) M. Fukumi and S. Omatsu: "Designing an Architecture of a Neural Network for Coin Recognition by a Genetic Algorithm", *T.IEE Japan*, Vol.113-D, No.12, pp.1403-1409 (1993-12) (in Japanese)
福見 稔・大松 繁:「遺伝的アルゴリズムによる硬貨認識用ニューラルネットワーク的设计」, 電学論誌 D, **113**, 12, pp.1403-1409 (1993-12)
- (10) M. Fukumi and S. Omatsu: "Designing a neural network by a genetic algorithm with partial fitness", *Proc.of Int. Conf. Neural Networks*, pp.1834-1838 (1995)
- (11) 田中 豊・脇本和昌: 多変量統計解析法, 現代数学社, pp.179-199 (1996)
- (12) 芝 裕順: 因子分析法, 東京大学出版会 (1976)
- (13) 芝 裕順: 因子分析入門, サイエンス社 (1978)
- (14) 浅野長一郎: 因子分析法通論, 共立出版 (1972)
- (15) 伊藤伸一・満倉靖恵・福見 稔・赤松則男:「ニューラルネットワークを用いた脳波解析」, JASAG 秋季全国大会発表論文集, pp.98-103 (2002)
- (16) 伊藤伸一・満倉靖恵・福見 稔・赤松則男:「進化的コンピューティングによる特徴脳波スペクトラム領域の抽出」, 電気・情報関連学会中国支部第53回連合大会講演論文集, pp.599-600 (2002)
- (17) M. Peltoranta and G. Pfurtscheller: Neural network based classification of non-averaged event-related EEG responses, *Med and Bil. Eng. and Comput*, Vol.32, pp.189-196 (1994)
- (18) S. Adachi and H. Sawai: "Effects of Migration Methods in Parallel Distributed Parameter-Free Genetic Algorithm", *IEICE (D-I)*, Vol.J83-D-I, No.8, pp.834-843 (2000-8) (in Japanese)
足立 進・澤井秀文:「並列分散パラメータフリー遺伝的アルゴリズムにおける移民選択法の効果」, 信学論誌 (D-I), **J83-D-I**, 8, pp.834-843 (2000-8)

伊藤 伸一 (非会員) 1978年生。2002年3月徳島大学工学部知能情報工学科卒業。同年4月徳島大学大学院工学研究科知能情報工学専攻博士前期課程入学。2004年3月同修了。同年4月(株)ジェイジーエス入社、現在に至る。進化的コンピューティングを用いた画像処理や脳波分析の研究に従事。

満倉 靖恵 (正員) 1999年4月徳島大学工学部知能情報工学科助手。2001年9月徳島大学大学院工学研究科博士後期課程短縮修了。博士(工学)。2003年4月岡山大学教育学部技術科教育講師、現在に至る。画像処理、信号処理分野の研究に従事。計測自動制御学会、電子情報通信学会正会員。

福 見 稔 (正員) 1987 年 3 月徳島大学大学院工学研究科修了。同年 4 月同大情報工学助手。1995 年同知能情報工学科講師, 1996 年同助教授, 現在に至る。デジタル信号処理, 生物型情報処理などの研究に従事。1995 年計測自動制御学会論文賞。京大工博。電子情報通信学会, IEEE などの会員。

赤 松 則 男 (非会員) 1966 年徳島大学工学部電気工学科卒業。1971 年京都大学大学院博士課程修了。同年徳島大学工学助手, 1975 年同助教授, 1987 年同教授となり現在に至る。京都大学博士。生体情報工学, 非線形回路, 音声の認識と合成, 電子ペン, 進化的計算を用いた画像認識の研究に従事。電子情報通信学会などの会員。