

脳波個人認証のための特徴抽出

石川由羽^{†1} 吉田智奈美^{†2} 高田雅美^{†3} 城和貴^{†3}

本稿では脳波を用いたバイオメトリック認証に有効な特徴抽出について検討する。個人の特徴量としてパワースペクトルを使用し、 θ 波、 α 波、 β 波、 γ 波の周波数帯域別に特徴量を抽出する。多チャンネル脳波計で5つのタスク時の脳波を計測し、それぞれの誤り率の解析を行う。結果、 θ 波の誤り率が最も低く、イメージタスクでは右半球、後頭部の誤り率が低くなった。16チャンネル5タスクでの誤り率は3.8%であった。

キーワード: バイオメトリック認証, 脳波, イメージタスク, パワースペクトル

Feature Extraction for Electroencephalographic Personal Identification

YU ISHIKAWA^{†1} CHINAMI YOSHIDA^{†2} MASAMI TAKATA^{†3} KAZUKI JOE^{†3}

In this report we investigate feature extraction methods effective for biometric identification using brain waves. We extract power spectrum of theta, alpha, beta and gamma waves for the quantity of personal characteristic. We measure the brain waves of five tasks in multichannel electroencephalograph and analyze each error rate. As a result, the theta wave generates the lowest error rate, especially for the right hemisphere and occipital lowered in the image task case. The error rate by 16 channel and 5 tasks was 3.8%.

Keywords: biometric authentication, brain wave, image task, power spectrum

1. はじめに

バイオメトリック認証とは、生体情報として指紋、顔、血管パターン、虹彩などの身体的特徴、あるいは筆跡、音声などの行動的特徴を用いて個人認証を行う技術である [1]。バイオメトリック認証では生体情報を使用しているため、暗証番号やパスワードなどの個人認証に比べて、なりすましが困難である。しかし、それらを用いた認証システムが模倣物により詐称されたという報告もある [2]。これまで用いられていた生体情報には、一度認証されてしまうと変更できないという問題点がある。

そこで、本稿では脳波を生体情報として利用したバイオメトリック認証を考えている。脳波は個人により違った特徴を示すが、同一人物でもイメージするものによって変化する。この特徴を利用することで、生体情報であっても、イメージするものを変化させることで、生体情報を変化させることが可能となる。

従来の脳波認証に関する研究では、特徴抽出に自己回帰 (AR) モデルを用いたり [2]、ニューラルネットワークを用いたりする方法 [3]が提案されているが、90%以上の認証

性能をもたらす反面、多大な演算量がシステム負荷を増大させている。本稿ではパワースペクトルの周波数分布を特徴量として使用することで、少ない演算量での認証性能の向上を目指す。

2. 脳波個人認証に関連する研究

2.1 閉眼・安静時の脳波個人認証

脳波の個人認証精度を上げるためには、できるだけノイズの少ない閉眼・安静時の脳波を使用することが基本である。そこで、まず、閉眼・安静時の脳波を使用した研究を紹介する [4]。この研究では、閉眼・安静時での脳波に基づいた本人認証において、単一チャンネル測定における特徴抽出並びに認証方法を提案している。

使用する脳波計は前頭葉 Fp1 (国際 10-20 法) の単一電極であり、サンプリング周波数は 128Hz である。個人特徴の抽出にはフーリエ変換によるスペクトル解析を使用する。個人特徴量は以下のように定義する。まず、パワースペクトル値をランク付けし、最大3つの値とそれに対応する周波数値の平均をとる。なお、スペクトルに明確なピーク特性をもたない人もいるため、パワースペクトルの平均より大きいものを合算したものも凸部分特徴と考える。次に、先ほど求めたパワースペクトルの最大値の 1/10 を閾値とし、それ以下の周波数を二乗加算したものをスペクトル分布の凹部分の特徴として定義する。さらに、スペクトル分布の広がり具合を特徴とするため、正規分布であると仮定

^{†1} 奈良女子大学人間文化研究科
Graduate School of Humanities and Sciences Nara Women's University

^{†2} 奈良女子大学理学部情報科学科
Department of Information and Computer Sciences, Nara Women's University

^{†3} 奈良女子大学大学院自然科学系情報科学領域
Academic Group of Information and Computer Sciences, Nara Women's University

して分散を求める。

認証の処理の流れは以下の通りである。まず、比較を行うために事前に本人データを登録する。閉眼・安静時の利用者の脳波を測定して、FFTによるパワースペクトルを求める。そして、隣接する5つのスペクトル間で平滑化を行う。さらに、この測定をL回繰り返して、周波数ごとに平均をとる。このようにして得られたスペクトルから特徴を抽出して、テンプレートを保存する。次に、認証時は、申請者の脳波を一度だけ測定し、パワースペクトルを求め、平滑化を行う。そして、特徴を抽出し、テンプレートと比較、非類似度を求める。非類似度は、それぞれの特徴のテンプレートとの差異を求め、重み付けし、結合することで定義される。

認証実験には、23名の被験者を使用している。計測時間は1分間で、1人の被験者から10個の脳波を取得する。そのうち5個はテンプレートを作成する際に用い、残りの5個は認証に用いる。認証性能を等誤り率 (EER) で評価した結果、最小11%のEERが得られた。

2.2 パワースペクトルの平均による脳波個人認証

次に紹介するのは、2.1節で述べた研究グループの新たな研究報告である [5]。この研究では、仮想運転時脳波による脳波個人認証の手法を提案している。ここでの仮想運転時とは、経路トレースと簡易運転シミュレータのことを指す。

脳波計は2.1節で使用したものと同一ものを使用している。今回は、 α 波- β 波帯域の脳波スペクトルに個人差があることを利用して、個人特徴の抽出を行っている。具体的には、 α 波帯域を $\alpha 1, \alpha 2, \alpha 3$ の3領域、 β 波帯域を $\beta 1, \beta 2, \beta 3, \beta 4$ の4領域に分割し、それぞれの領域での平均値を個人特徴とし、照合性能を評価している。

認証処理の流れは2.1節とほぼ同様である。まず、仮想運転間での脳波を計測し、それぞれの脳波からFFTによりパワースペクトルを算出する。得られた脳波スペクトルを5点の移動平均により平滑化する。この処理を利用者ごとにL回繰り返して得られたL個のスペクトルを空間平均する。次に得られた平均スペクトルの α 波- β 波帯域をいくつかの領域に分割し、それぞれの領域での平均値が得られる。これをテンプレートとする。一方、照合過程においては、仮想運転環境での申請者の脳波が一度だけ測定され、テンプレートの処理と同様にスペクトルを算出し、平滑化、正規化を行う。なお、正規化は、テンプレートの算出で用いられたスペクトルの平均と、照合用のそれとが同じになるように処理する。最後にテンプレートと比較し、あらかじめ定めた閾値より小さければ、申請者は本人であると認められる。

認証実験には、30名の被験者を使用している。計測時間は3分間で、1人の被験者から10個の脳波を取得する。そのうち5個はテンプレートを作成する際に用い、残りの5

個は認証に用いる。認証性能を等誤り率 (EER : Equal Error Rate) で評価した結果、経路トレースでは35%、運動シミュレータでは36%であった。また、B1領域では51%、B3領域では22%であった。このように、各領域で顕著な違いが見られた。

2.3 複数のタスクを用いた脳波個人認証

2.1節、2.2節の研究では、無意識状態での計測・認証を目的としていたが、最後に紹介する論文は、自らパスワードとなる思考 (パス思考) を選択し、その時の脳波で個人認証を行う研究である [6]。

脳波計には、ニューロスカイ社のMindSedを使用している。サンプリング周波数は200Hzで、前頭葉Fp1の単一チャンネルで計測を行う。脳波計測には以下の7つのタスクを使用する。深呼吸 (breathing)、指を上下に動かすイメージ (finger)、好きなスポーツをするイメージ (sport)、好きな歌を歌うイメージ (song)、機械音を聞き、その後一点を注視 (audio)、赤・緑・青・黄から一色選び、表示された画像の中に選択した色が含まれている個数をカウント (color)、好きなパス思考をイメージ (pass) の7つである。audioは5秒間機械音を聞き、その後5秒間一点を注視した時の計10秒の脳波を計測する。colorは5秒間画像の中から選択した色をカウントしている時の脳波を計測する。画像は6枚使用するので、計30秒間の脳波を計測することになる。残りの5つのタスクは全て10秒間イメージしている時の脳波を計測する。

認証方法では、まず前処理として、記録したサンプルデータに短時間FFTを適用し、時間周波数解析を行う。 α 波と β 波の周波数帯域を切出し、各時間のパワースペクトルの中央値を求める。最終的に得られたデータは、時間次元において周波数成分の変遷を表した1次元ベクトルである。次に、各サンプルデータから得られた1次元ベクトル同士の確度の類似度を計算するために、cosine類似度を適用する。求めた自己類似度と相互類似度から認証に最適な閾値を設定する。また、各類似度から本人拒否率 (FRR : False Rejection Rate) と他人受入率 (FAR : False Acceptance Rate) を算出し、その平均をエラー率 (HTER : Half Total Error Rate) として認証の評価に利用する。

15名の被験者を用いて実験を行った結果、被験者に共通の閾値を用いて評価した場合、HTERは32-43%であった。しかし、被験者ごとに閾値を変化させた場合、HTERは最大1.1%まで減少した。

3. 多チャンネル脳波計での個人認証のための解析

本稿では、2章で紹介した論文をもとに、多チャンネル脳波計でいくつかの解析を行う。

3.1 脳波計測

本稿では多チャンネル脳波計としてBioSemiを使用する。

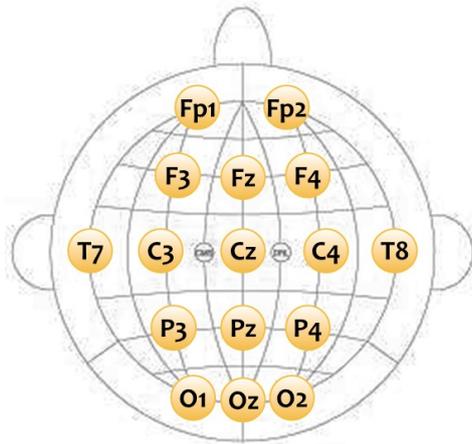


図 1 電極配置図

サンプリング周波数は最大 2048Hz, 搭載できる電極数は最大 256 チャンネル個である. 基準電極の導出には双極誘導法を使用している. 今回はサンプリング周波数 2048Hz, 電極数 16 チャンネルで計測を行う. 電極配置は国際 10-20 法に従い, 図 1 のように配置する.

被験者は健康な 20 代女性 5 名の脳波を用いる. 脳波は 2.3 節のタスクから color と audio を除いた 5 つのタスクを使用する. これは, color と audio のタスクが開眼状態で計測する必要があるため, ノイズが入りやすいと考えたためである. 以下, グラフでは breathing, finger, pass, song, sport のタスクをそれぞれ B, F, P, So, Sp と省略して記載する. 5 つ全てのタスクを 10 秒ずつ計測する. これを 1 試行とし, 計測は 1 人当たり 10 回行う.

3.2 認識手法

認識にはシンプルな解析手法を呈示している 2.2 節の手法を拡張して行う. まず, 2.2 節同様に, テンプレートを作成する. テンプレートには 10 個中 5 個のデータを使用する. それぞれのデータは以下の手順で処理する. まず, FFT でパワースペクトルを算出し, 5 点ごとにメディアンフィルタをかける. 次に, 個人特徴量の抽出であるが, 2.2 節では α 波から β 波までの 8-20Hz の脳波を 7 領域に分割して, それぞれのパワースペクトルの平均を特徴量として使用していた. 結果として, β 波領域の B3 での認識率が良いと述べているが, これは, 仮想運転時の脳波を使用しているため, 集中時の脳波である β 波に違いが見られたと思われる. そこで, 本稿では, より多くの情報を得るために, θ 波から γ 波までの 4-40Hz の脳波を使用する. 3Hz 以下の脳波には EOG (眼球運動) が多く含まれているため, 今回の解析では使用しない. θ 波から γ 波までの分割例を図 2 に示す. θ 波帯域を $\theta 1, \theta 2$ の 2 領域, α 波帯域を $\alpha 1, \alpha 2, \alpha 3$ の 3 領域, β 波帯域を $\beta 1, \beta 2, \beta 3, \beta 4, \beta 5$ の 5 領域, γ 波帯域を $\gamma 1, \gamma 2, \gamma 3$ の 3 領域, 計 13 領域に分割する. データごとに各領域のパワースペクトル平均を求

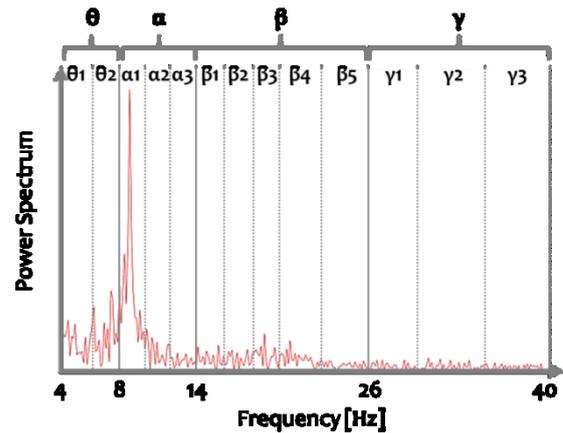


図 2 θ 波- γ 波帯域の分割例

EER

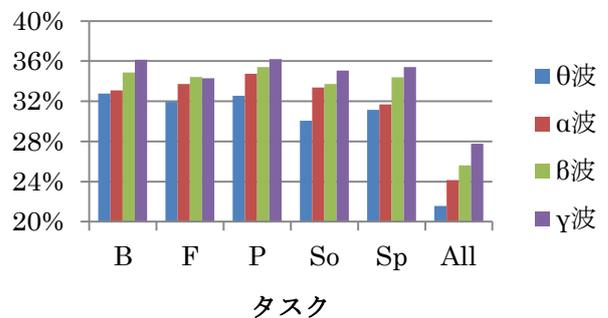


図 3 周波数帯域における EER

めて, これを特徴量として利用する. 得られた特徴量を被験者ごとに平均してテンプレート

$$T(\theta 1, \theta 2, \alpha 1, \alpha 2, \alpha 3, \beta 1, \beta 2, \beta 3, \beta 4, \beta 5, \gamma 1, \gamma 2, \gamma 3)$$

を作成する.

認証はテンプレートの各特徴量と認証データの特徴量の絶対値の差を使用する. 差が設定した閾値よりも小さい場合, 本人と認められ, 大きい場合は詐称者と見なされる. 閾値は FAR と FRR のグラフの交点である EER が最小となる値とする. また, その時の EER を認証の精度性能として評価に用いる. テストデータはテンプレートに使用しなかった残りの 5 個のデータを使用する.

4. 実験結果

4.1 周波数帯域別の誤り率

脳波の周波数帯域別の誤り率について検証する (実験 1). EER はチャンネルごとに算出し, テンプレートのデータ 5 個と認証用データ 5 個を入れ替えて, 個人認証を 2 回行った平均を取る. そして, チャンネル間で平均を取り, 各タスクにおける周波数帯域別の EER を取得する. この結果を図 3 に示す. グラフより, finger を除くすべてのタスクで θ 波, α 波, β 波, γ 波の順で EER が高くなっている. finger では γ 波よりも β 波の EER が高くなっているが, θ 波, α

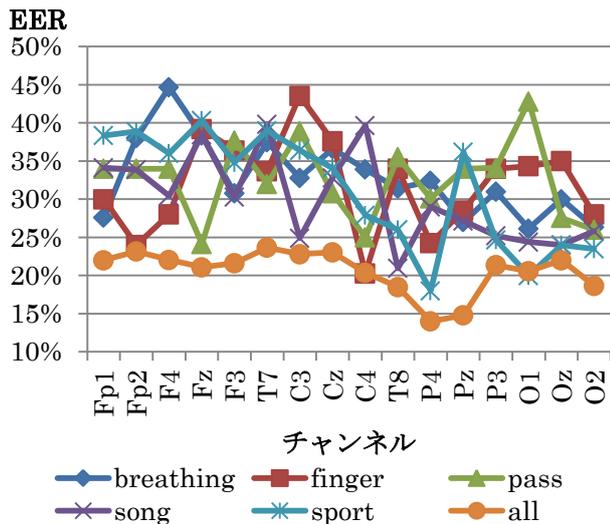


図 4 各チャンネルにおける EER

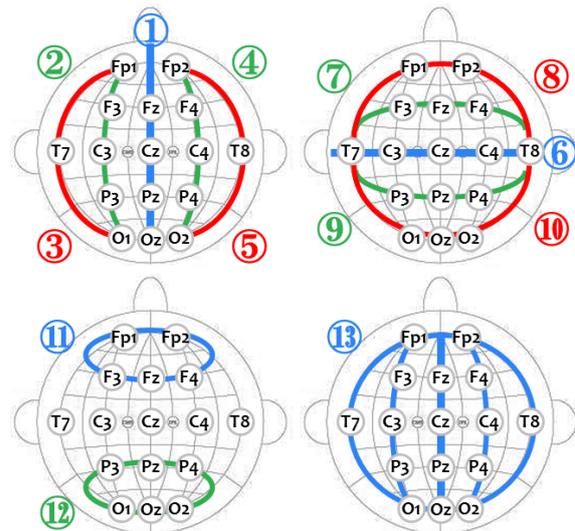


図 5 チャンネルの組み合わせ方法

波, β 波の順に変わりは無い。つまり, これら 4 つの周波数帯域の中でも, 特に θ 波に個人特徴が表れやすいといえる。

4.2 計測場所による誤り率

脳波の計測場所による誤り率の違いを検証する。EER は実験 1 と同様に, テンプレートのデータ 5 個と認証用データ 5 個を入れ替えて, 個人認証を 2 回行った平均を取る。実験は 2 つ行う。1 つ目は, 各チャンネルにおけるタスクごとの EER の違い (実験 2-1), 2 つ目は, 各チャンネルを組み合わせたパターンにおけるタスクごとの EER の違い (実験 2-2) である。

まず, 実験 2-1 の説明をする。この実験では, ch1 から ch16 までの各電極での計測脳波の EER を, 5 つのタスクと 5 つ全てを組み合わせたタスク all の 6 種類ごとに検証する。図 4 にグラフを示す。このグラフより, all の EER が全チャンネルを通して低いことがわかる。breathing では, 前頭部よりも後頭部の EER の方が低い傾向があり, F4 で最も EER が高かった。Fp1 での誤り率は低めであるが, 他のタスクと比較すると最も誤り率が高いタスクであった。finger では C4 での EER が最も低く, C3 での EER が最も高い結果となった。その差は 24% である。C3 と C4 は中心部と呼ばれる部位であり, 左右対称の位置にある。finger では中心部において左脳よりも右半球が活発に働いているといえる。pass では Fz, C4, O2 での EER が低い値を示したが, O2 と同じ後頭部の O1 では最も高い 43% であった。pass では後頭部において右半球優位だといえる。song で最も低い EER は T8, 最も高いものは T7 であり, その差は 29% である。これも T8, T7 の配置部位である中側頭部では右半球が活動していることを表す。sport では前頭部, 中央部の EER が高く, P4 で最も低い値をとる。P3, P4 は頭頂部と

呼ばれ, 右半球の頭頂部である P4 での誤り率が低い結果となった。all では Pr と Pz の EER が他と比べて少し低めの 15% 前後であるが, その他のチャンネルはほとんどが 20% 以上である。結果として, breathing を除く 4 つのタスクは, 右半球の電極配置部位が左半球に比べて個人認証に優位であることがいえる。これは breathing 以外のタスクがイメージのタスクであるため, 言語分野を担う左半球よりも, 映像・音声的イメージを担う右半球での活動が顕著に表れた結果だと考えられる。

次に実験 2-2 の説明をする。電極配置部位を 13 のパターンに分類して, タスクにおける EER の違いを検討する。分類方法は図 5 の通りである。まず, 左上の図では, パターン①は脳の正中部を通る (Fz, Cz, Pz), パターン②は左半球の中央を通る (Fp1, F3, C3, P3, O1), パターン③は左半球の側頭部を通る (Fp1, T7, O1), パターン④は右半球の中央を通る (Fp2, F4, C4, P4, O2), パターン⑤は右半球の側頭部を通る (Fp2, T8, O2) である。次いで右上の図では, パターン⑥は左右半球の中心部を横切る (T7, C3, Cz, C4, T8), パターン⑦は頭頂部を通る (T7, F3, Fz, F4, T8), パターン⑧は前頭極を通る (T7, Fp1, Fp2, T8), パターン⑨は頭頂部を通る (T7, P3, Pz, P4, T8), パターン⑩は後頭部を通る (T7, O1, Oz, O2, T8) である。左下の図は, 脳の前頭部と後頭部でパターン分けしている。パターン⑪は前頭部を通る (Fp1, Fp2, F3, Fz, F4), パターン⑫は後頭部を通る (P3, Pz, P4, O1, Oz, O2) である。最後に右下の図をパターン⑬とし, 全 16 チャンネルを使用する。各パターンのタスク別 EER を図 6 に示す。今回も全てのタスクを組み合わせた場合の EER が常に低い結果となった。また, pass を除く全てのタスクでパターン⑩の前頭部の EER が最も高い結果となった。これ

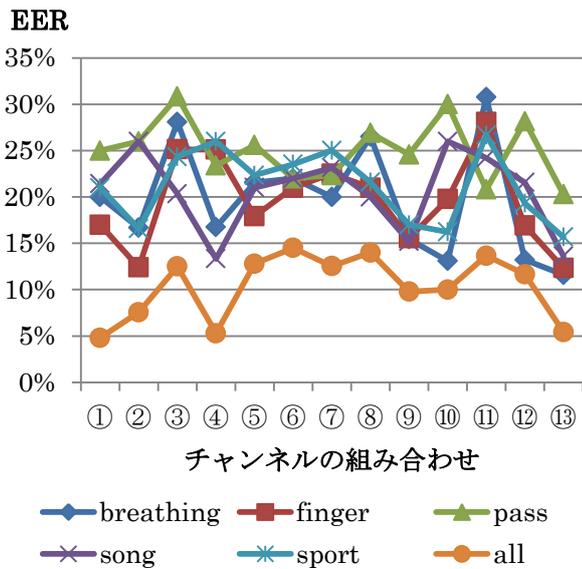


図 6 チャンネルの組み合わせパターンにおける EER

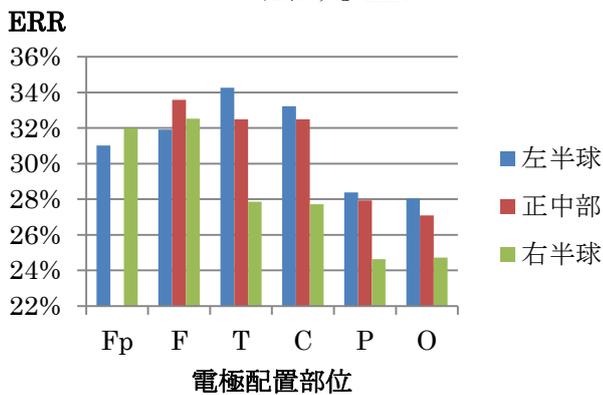


図 7 電極配置部位の左右半球・正中部における EER

は、前頭部で脳波と同時に計測されてしまう EOG が EER を高めていると考えられる。次に高かったのは、パターン③であり、左半球の側頭部である。これも、タスクがイメージ中心のものだったため、主に言語分野を担う左半球では、個人による差があまり見られなかったといえる。一方、EER が低い値を示したのは、パターン⑬の全 16 チャンネルを使用した時である。2 番目はパターン⑨の頭頂部であった。EOG によるノイズが含まれにくい頭頂部の誤り率が低かったと考えられる。

以上 2 つの実験結果から、前頭極、前頭部よりも頭頂部、後頭部での誤り率が低いことが明らかであった。また、実験 2-1 より、イメージタスクでは左半球よりも右半球の誤り率が低いことが判明した。実験 2-1 の各タスクの平均値を、チャンネルごとに左半球と正中部、右半球に分けて EER をプロットしたグラフが図 7 である。Fp の正中部の電極は存在しないので空白である。また、T と C の正中部はどちらも Cz としている。このグラフより、右半球の頭

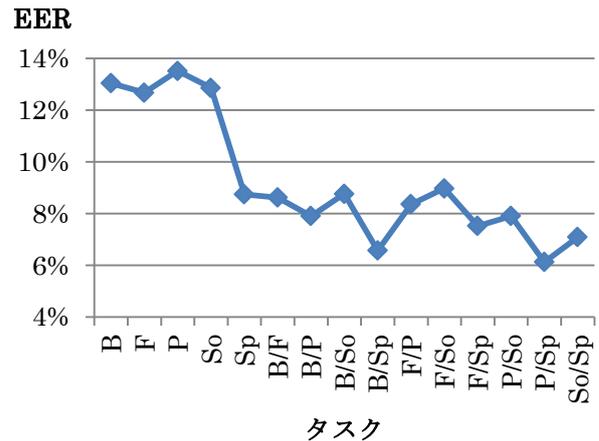


図 8 タスクにおける EER (タスク数 1-2)

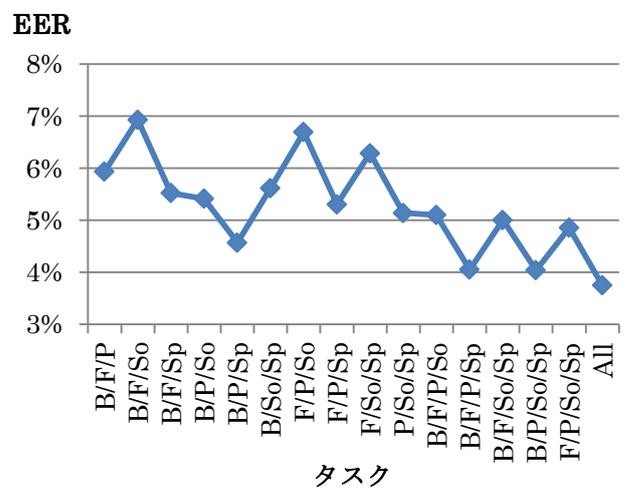


図 9 タスクにおける EER (タスク数 3-5)

頂部 (P) と後頭部 (O) の EER が明らかに低いことがわかる。また、前頭極 (Fp) と前頭部 (F) では若干ではあるが、左半球の EER が低くなっているが、その他の部位では 5%以上も。右半球に限らず、左半球、正中部でも頭頂部、後頭部の EER は低い。

4.3 タスクの組み合わせによる誤り率

最後に、16 チャンネル全てを使用した時の各タスクの組み合わせについて検証する (実験 3)。結果は EER で表し、テンプレートとして使用する 5 つのデータと認証実験として使用する 5 つのデータの全ての組み合わせである ${}_{10}C_5 = 256$ 通りの EER の平均値とする。1 種類のタスク時の EER と 2 種類を組み合わせたタスク時の EER を図 8、3 種類から 5 種類全てを組み合わせたタスク時の EER を図 9 に示す。

まず、1 種類のタスクで個人認証を行った場合、sport を除く 4 つのタスクは EER が 12-14%であったが、sport は 8.7%であった。他のタスクに比べて圧倒的に個人による特徴が表れている。pass は 13.5%で、他のタスクよりも誤り

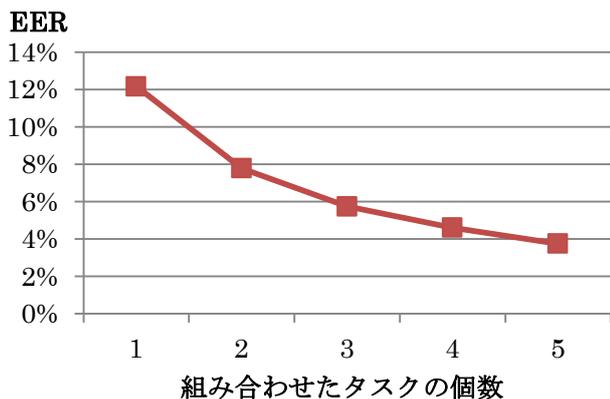


図 10 タスクの個数における EER

率が高い。個人で異なるタスクを設定するよりも、同じタスクで個人認証を行う方が、誤り率が下がるといえる。

次に、2種類のタスクを組み合わせた場合、sport タスクを含むものの EER が低く表れた。その中でも、pass と sport の組み合わせが一番低く、6%であった。pass 単独の場合は最も EER が高かったが、sport と組み合わせることで、その他の組み合わせよりも EER が下がったのは注目すべき点である。全体では 6-9%のあたりに留まったが、1種類のものと比較すると、非常に誤り率が下がっている。

3種類のタスクを組み合わせた場合は、4-7%付近であった。2種類の場合よりも、少しばかり誤り率が下がっている。一番 EER が低かったのは、breathing/pass/sport の組み合わせである。反対に、EER が 7%を超えたものには、全て finger と song が含まれていた。

4種類と5種類のタスクの組み合わせでは、EER は全て 5%未満となっている。一番 EER が低かったのは5種類のタスクを組み合わせたもので、3.8%であった。4種類のタスクでも、breathing/finger/pass/sport は 4.1%、breathing/pass/song/sport は 4.0%と5種類の EER と大差なかった。

図 10 に組み合わせられたタスクの個数ごとの EER の平均値を示す。1種類の場合 12.2%、2種類では 7.8%、3種類では 5.7%、4種類では 4.6%、5種類では 3.8%となった。組み合わせられた個数が増加するほど、EER が低下していることがわかる。

5. おわりに

本稿では、16チャンネルの電極をもつ脳波計を使用して脳波個人認証を行った。個人の特徴量には θ 波、 α 波、 β 波、 γ 波の各周波数帯域のパワースペクトルの平均値を使用した。また、breathing, finger, pass, song, sport の5つのタスク時の脳波を計測し使用した。これらのデータを用いて、3種類の実験を行い、周波数帯域による EER、電極配置部位による EER、タスクの組み合わせによる EER の検証を行った。周波数帯域による EER の実験結果より、どのタスクにおいても θ 波での誤り率が最も低かった。つい

で、 α 波、 β 波、 γ 波の順となった。これより、個人認証では、 θ 波帯域の成分を用いるのが有効であるといえる。次に、電極配置部位による EER の実験結果では、イメージタスクにおいて、左半球よりも右半球での誤り率が明らかに低くなった。また、全てのタスクにおいて、前頭極、前頭部よりも頭頂部、後頭部の誤り率が低かった。よって、イメージタスクでは、右半球の頭頂部、後頭部での計測が有効であるといえる。最後に、16チャンネル使用時のタスクの組み合わせによる EER の実験結果では、組み合わせるタスク数が増加するほど、誤り率が低い結果となり、5つ全てのタスクを組み合わせた時、3.8%の誤り率となった。

今後の課題として、より多くの被験者を用いて、誤り率を下げるための、最適なタスク、電極配置、周波数帯域を解析する必要がある。また、今回の結果より、パワースペクトルだけでは不十分と考えられるため、パワースペクトル以外の個人特徴量の抽出も考えていきたい。

文献目録

- [1] 小松尚久, 内田薫, 池野修一, 坂野鋭, バイオメトリクスのおはなし, 日本規格協会, 2008.
- [2] T.Matsumoto, H.Matsumoto, K.Yamada and S.Hoshino, Impact of artificial "Gummy" fingers on fingerprint systems, vol. 4677, Proc. SPIE, 2002, pp. pp.275-289.
- [3] R.Palaniappan and D.P.Mandic, Biometrics from brain electrical activity: A machine learning approach, vol. 29 no.4, IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell, 2007, pp. pp.738-742.
- [4] 中西功, 馬場貞尚, 李仕剛, 閉眼・安静時の脳波による個人認証, 電子情報通信学会論文誌 A Vol. J95-A No.2, 2012, pp. 222-225.
- [5] 中西功, 福田紘尚, 李仕剛, 仮想運転時脳波による個人認証の研究 ~ α - β 波帯分割領域毎の照合性能の違いに関する考察~, 電子情報通信学会バイオメトリクス研究会資料 IEICE-113, 2013, pp. 10-14.
- [6] J.Chuang, H.Nguyen, C.Wang, B.Johnson, I Think, Therefore I Am: Usability and Security of Authentication Using Brainwaves, Workshop on Usable Security 2013 (USEC13), 2013, pp. 1-16.
- [7] A.Riera, A.Soria-Frish, M.Caparrini, C.Grau and G.Ruffini, Unobtrusive biometrics based on electroencephalogram analysis, vol. 2008, EURASIP J.Advances in Signal Processing, 2008, pp. pp.1-8.