脳波のウェーブレット解析を用いた個人認証の研究

平岡　基[1]・鷺　浩二[2]

[1]電気電子情報工学専攻，[2]情報工学科

脳波を用いた生体認証は，成りすましや生体データの盗難が困難という利点がある．また，脳波には多様性があるため，被害に遭ったとしても別種の脳波を認証に用いることが可能である．特徴抽出には，フーリエ変換といった周波数解析が通常用いられるが，時間成分が失われる．また，短時間フーリエ変換では，広範囲の周波数帯域を観測するのに適していない．本研究では，低周波数帯域では高い周波数分解能を，高周波数帯域では高い時間分解能を有する離散ウェーブレット解析を用いて，特徴抽出を行った．

キーワード :脳波，動作想起，ウェーブレット解析，個人認証，生体認証

１．序論

企業における情報漏洩やネットワークを用いた情報詐取など情報セキュリティが問題となり，その対策が重要な課題となっている．現在使用されている情報セキュリティ技術の一つに生体認証がある．生体認証は，人が持つ身体的特徴等による個人認証技術である．生体認証の利点は，パスワードのように失念する心配がなく，IC カードのように個人認証のために物を携帯する必要がないという点にある．しかし，生体の特徴データの盗難や成りすましといった被害は増加傾向にある．生体データは変更できないため，一度盗難された生体データはそれ以降安心して使用することができない[1]．指紋や顔認証では，写真などの簡易な手段での盗難・成りすましの事例が報告されている．そのため，セキュリティを重視する施設などでは，生体検知が可能で，成りすましも困難な新たな生体認証が求められている．脳波を用いた個人認証では，専用の装置を用いて脳波を測定するため，手間はかかるが盗難は困難である．そして，日常生活の生体特徴の痕跡から脳波データを模倣するということもできない．このため，脳波データの成りすましの危険性は少なく，生体検知も容易である．また，脳波のデータを盗まれたとしても，脳波には多様性があり複数の種類の脳波が存在するため別種の脳波を個人認証に用いることができる．

1990 年代に脳波をディジタル処理する技術が発展し，脳波の生理学，心理学，工学分野での研究が盛んになった．人間の脳波が研究されていくに従って，個人差があるということが言及されるようになってきた．そして，脳波による個人認証の研究が少しずつ行われるようになってきた．近年の脳波による個人認証に関する研究では，α 波を用いた個人認証の他にも視覚刺激誘発電位(Visual Evoked Potential：VEP)や，P300，動作想起(Motor Imagery)などを用いた認証方法が研究されている．Poulos は自発脳波 α 波，β 波，γ 波，θ 波による個人認証の研究を行った[2]．また，Paranjape は 40 人の被験者の協力を得て VEP の γ 波による個人認証を[3]，Marcel は動作や言語の想起による個人認証の研究を発表した[4]．このように，脳波による個人認証は，主に脳波の種類ごとに特徴抽出を行い個人認証に利用する研究が進められている．

特徴抽出で，よく用いられているのがフーリエ変換といった周波数解析である．しかし，従来の周波数解析では，時間成分が失われ，周波数成分のみで脳波を解析していた．また，時間 - 周波数解析である短時間フーリエ変換では，時間成分と周波数成分の両方を残すことができるが，周波数分解能と時間分解能が不変であるため周波数ごとに広範囲の周波数帯域を観測するのに適していない．一方，ウェーブレット解析とは，基底関数にマザーウェーブレット呼ばれる関数を用い，マザーウェーブレットを拡大縮小・移動させながら解析を行う手法である．短時間フーリエ変換と異なる点は，周波数分解能と時間分解能が周波数ごとに変化することである．これにより，低周波数帯域では高い周波数分解能を有する．逆に，高周波数帯域では高い時間分解能を有する．実際に，ウェーブレット解析は，信号処理・画像処理といった分野で利用されている．脳波研究においても，睡眠時脳波の詳細な解析を行うために用いられたり，ブレインコンピュータインターフェース(Brain Computer Interface：BCI)での動作想起と，操作失敗時の脳波の変動を同時に捉える研究の報告がある[5]．

本研究では，離散ウェーブレット解析を用い，その結果を特徴量に変換し脳波による個人認証について研究した内容を報告する．

２．脳波

(1) 脳波の測定方法

脳波とは，脳の電気的活動を記録したものである．脳内には様々な電流が発生しており，それに伴って現れる電位差が脳波である．測定には電極を用いるが，電極の取り付け方により，測定は侵襲と非侵襲の二種類の方法に分かれる．侵襲の測定方法は，脳表面に電極を直接接触させる方法であり，人由来の雑音であるアーチファクトの影響は小さいが，頭部の切開を行う必要があるため被験者への負担が非常に大きい．非侵襲の測定方法は，頭部を切り開かずに頭皮に電極を貼り付ける方法である．その際，電極と頭皮の間に導電性ペーストを塗布する．この方法であれば被験者への負担は軽くて済む．しかし，脳波はとても小さな電気信号であり，光刺激パルスの混入や瞬きによる筋電位など，様々なアーチファクトの影響を受ける．そのため，アーチファクトへの対策が必要である．また，電極を頭皮に貼り付ける際，個人によって頭の大きさや形などに違いがあり，電極の位置が測定する度にずれないようにすることが大切である．このため，国際 10-20 法で電極の位置を定められている．国際 10-20 法では，頭部を 10%または 20%という区間で区切り，測定する度に被験者の頭部の同じ位置に電極が設置できるようになっている．本実験で使用した国際 10-20 法に基づいた電極の配置図を図 1 に示す．

(2) 脳波の種類

脳波は，自発脳波と誘発脳波の二種類に大別される．自発脳波とは，人が生きている間，常に生じている脳波のことである．α 波や β 波等の脳波が含まれ，周波数帯域によって分類される．誘発脳波とは，外部刺激によって引き起こされる脳波のことであり，その外部刺激と何らかの対応がある．誘発脳波には，動作想起による脳波の他に，光刺激により誘発される視覚誘発電位等が含まれる．今回の研究では，動作想起時の脳波を用いて個人認証を行った．動作想起とは，自分の体を動かす想像をすることであり，動作想起時には運動野が活性化し脳波が発生する．

(3) 運動野

運動野とは，運動の計画・実行を司る脳の部位であり，国際 10-20 法の電極 C3，C4(本実験では電極番号 7~13)に相当する位置に存在する．運動野は，様々な体の部位に対応した箇所に分かれており，特定の部位を動かすことで，その部位に対応した運動野が活性化する．体の各部位が運動野にどのように対応しているかを表したものを図 2 に示す．図 2 から，腕と手に対応する運動野が特に広いことがわかる．脳の中心近くにある大脳縦裂内の運動野は，足指や足首などの脚部と対応している．そこから外側に向かって，腰，体幹，肩，肘，手首，手，小指，薬指，中指，人差し指，親指，首，額，瞼と眼球，顔，唇，下顎，舌，嚥下と分布している．

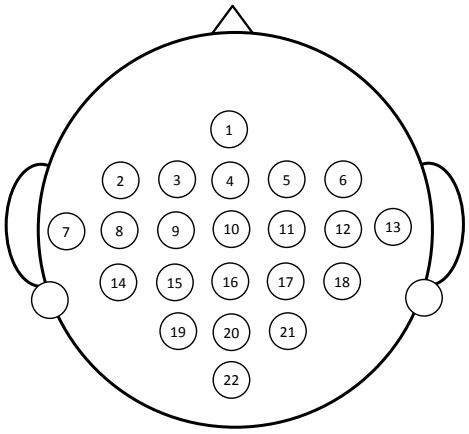

図 1　電極の配置図[6]

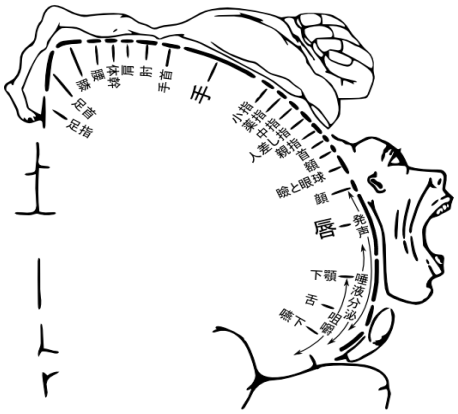

図 2　運動野のホムンクルス[7]

(4)　一次視覚野

一次視覚野とは，視覚を司る脳の部位であり，後頭葉の最も後方，国際 10-20 法の電極 O1，O2(本実験では電極番号 22 付近)に相当する位置に存在する．一次視覚野は，視野と対応しており，一次視覚野が損傷すると視野に暗点が生じる．

３．実験方法

(1) 実験概要

実験には，グラーツ工科大学が公開している脳波データを用いた[6]．本データは，被験者 9 人から 4 種類の動作想起（左手・右手・両足・舌）の脳波を採取したものである．それぞれの動作想起について 72 回測定されており，一人当たり 288 回の動作想起の脳波データである．脳波データは，頭部表面に貼り付けられた 22 個の電極から採取されたものである．また，電極は国際 10-20 法を基礎にして配置されており，実際の位置を図 1 と同じである．本データでは，図 1 の耳朶にある電極を基準電極として脳波を測定している．また，実験データの解析は，Windows 上でオープンソースである数値計算システムの Scilab[8]を使用した．

本実験の，脳波データから認証率の結果が出るまでのデ

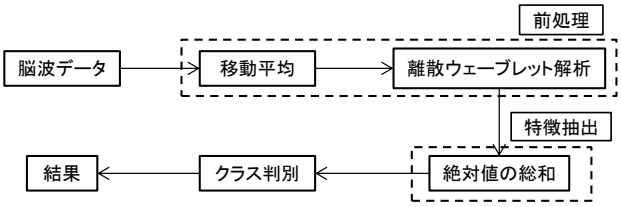

図 3　実験概要

ータ処理の概要を図 3 に示す．全部で 21 個の電極から 3 個を 1 組として選び，全ての電極の組合せで個人認証を行った．前処理として，移動平均法と離散ウェーブレット解析を行った．移動平均法で脳波のノイズ除去を行い，離散ウェーブレット解析により脳波を周波数帯域で分割した波形に変換した．特徴抽出は，周波数帯域ごとに分割された波形を時間ごとに分割した．その絶対値の総和，時間ごとの周波数成分の強度として特徴量とした．判別分析は，マハラノビス距離・線形判別を用いて行った．

(2) 移動平均

移動平均とは，時系列データ $\mathbf{x}$ を平滑化する手法であり，ローパスフィルタの一種である．主に，単純移動平均，加重移動平均，指数移動平均の三種類がある．単に移動平均と書かれている場合，単純移動平均のことを指す．本実験で用いた単純移動平均では，ある一点 i を基点に N 点までの周囲の点との平均を求める手法であり，平滑化後の時系列データ $\mathbf{y}$ は式(1)によって求められる．

$$\mathrm{y(i)} = \frac{1}{\mathrm{N}}\sum_{\mathrm{j=i-(N-1)}}^{\mathrm{i}} \mathrm{x(j)} \qquad (1)$$

(3) 離散ウェーブレット解析

離散ウェーブレット解析とは，

$$\mathrm{D(k,j)} = 2^{\mathrm{j}}\int_{-\infty}^{\infty} \overline{\psi_{\mathrm{D}}(2^{\mathrm{j}}\mathrm{t}-\mathrm{k})}\cdot \mathrm{f(t)dt} \qquad (2)$$

という式で表される時間-周波数解析の一種である．f は解析信号を，ψはマザーウェーブレットを示す．k はマザーウェーブレットのシフトを表す．j は離散ウェーブレット解析のレベルを表し，レベルが高いほど低周波数成分を詳細に解析できる．ウェーブレット解析は，このマザーウェーブレットを基底として，解析信号をマザーウェーブレットの拡大縮小・移動によって表す手法である．今回の実験では，マザーウェーブレットには，離散ウェーブレット解析においてよく使用される 6 次のドビシーウェーブレットを用いた．また，離散ウェーブレット解析は，レベル j の高い解析ほど出てくる信号の長さがダウンサンプリングにより 1/2 倍される．

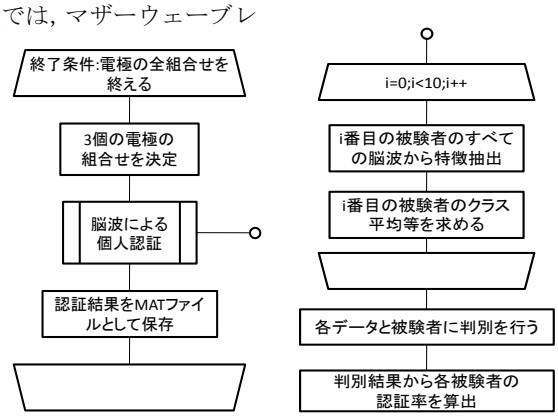

図 4　フローチャート

(4) マハラノビス距離

クラス判別に用いたマハラノビス距離$\mathrm{D_M}$とは，実際の二点間の距離を表すユークリッド距離とは異なり，未知パターン $\mathbf{x}$ と各クラス間のクラスの分布・分散を考慮した多次元の距離を表すものであり，

$$\mathrm{D_M^2}(\mathbf{x},\mathbf{m_i}) = (\mathbf{x}-\mathbf{m_i})^{\mathrm{t}}\Sigma_{\mathrm{i}}^{-1}(\mathbf{x}-\mathbf{m_i}) \qquad (3)$$

と定義されている．(3)式の$\mathbf{m_i}$はクラスω_{i}の平均ベクトル，Σ_{i}はクラスω_{i}の共分散行列である．

(5) 線形判別法

クラス判別に用いた線形判別法とは，特徴空間からある基準に基づき識別に適した部分空間を決める方法である[9]．フィッシャーの線形判別法では，クラス内分散とクラス間分散の比を最大にし，クラスの識別を行いやすくする．本実験では，これを一般化し，多クラスに応用したものを使用した．線形判別法では，クラスが全部でcの数だけあった場合，各クラスが属する部分空間ごとに識別関数g_iを用意し，判別したいデータ $\mathbf{x}$ をg_iに対応させて計算を行う．この時，最大値が出てくる識別関数に対応したクラスにデータ $\mathbf{x}$ は属することになる．

識別関数g_iは，特徴ベクトル $\mathbf{x}$ の関数である．所属クラスが未知の特徴ベクトル $\mathbf{x}$ がどのクラスに属するかを決定する．その一つである線形識別関数は，重み係数$\mathbf{w}_i$を用いて式(4)と表す．このとき，クラスiの重み係数$\mathbf{w}_i$は式(5)で表すことができる．

$$\mathrm{g}_i(\mathbf{x}) = w_{i0} + \sum_{j=1}^{d} w_{ij}\, x_j = \mathbf{w}_i^t\mathbf{x} \qquad (4)$$

$$\mathbf{w}_i = (w_{i0}, w_{i1}, \ldots, w_{id})^t = \begin{pmatrix} w_{i0} \\ \boldsymbol{w}_i \end{pmatrix} \qquad (5)$$

(5) Scilab

Scilabとは，高度な数値計算が行えるオープンソースソフトウェアである．Scilabを使用するために，ScilabのWebページ(http://www.scilab.org/)からScilabをダウンロードし，インストールを行った．また，今回はScilab用に無償で公開されているツールボックスの一つであるwavelet toolboxを使用し，ウェーブレット解析を行った．wavelet toolboxは最新バージョンのScilabでは動かないので，ver.4-1-2を今回使用した．今回製作したプログラムのフロー図を図4に示す．

表 1　関数名とユーザ定義

関数名	ユーザ定義
test8.sci	個人認証を行う
dwt_plot2.sci	指定のレベルまで離散ウェーブレット解析を行う
dict5_2.sci	マハラノビス距離を求める

今回の研究では，脳波データをLabX-A0YTZZZcsvと名付けて分類した．Xが電極番号，Yが被験者番号，ZZZがどの部位の動作想起であることを表す769~772の番号となっている．769から順に，左手，右手，両足，舌の動作想起を表す．認証結果は，test8_AX.matという形式で保存するようにした．Xには1~4の数字が入り，どの部位の動作想起による認証結果であるかを表す．1~4の数字は順番に，769~772の数字と対応している．また，今回使用した関数を表1にまとめて記載する．

４．実験結果

本実験では，各動作による個人認証率を測定した．図 5 にその結果をグラフで示す．グラフの横軸は各動作，縦軸は認証率を表す．特徴抽出は，3 つの電極を選択して行うが，電極の選出方法は図 1 の電極番号 2~22 の中から全ての組合せを順次実行するという方法である．また，クラス判別は，全データから判別したいデータを除いたものを教師データとしてクラス判別を行った．図 4 のグラフは，時間分割点を増やした時の認証率の変化を示したものである．時間分割なしの場合の認証率は，左手が約 71%，右手が約 72%，両足が約 76%，舌が約 76%であった．図 4 の時間分割 1~4 の認証率を平均した結果，両足の動作想起時の脳波を使用した時が約 66.5%と最も認証率が高く，次に舌が約 63.5%，右手が約 61.6%，最後に左手が約 58.6%という順番だった．また，時間分割数を増やすたびに，全ての動作想起において認証率が下がった．

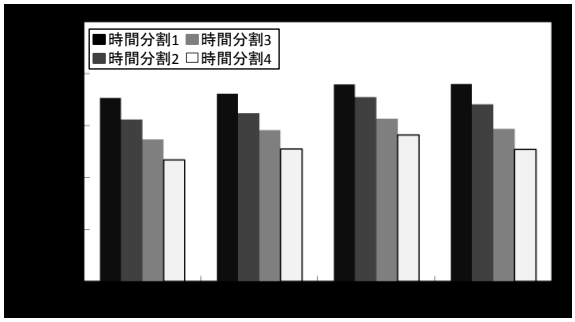

図 5　各動作の平均個人認証率

次に，各被験者の両足の動作想起時の個人認証率を測定した．図 6 にその結果をグラフで示す．横軸は被験者番号，縦軸は認証率である．認証率は，9 番目の被験者の時間分割 3 が約 91%と最も高かった．6 番目と 9 番目の被験者の

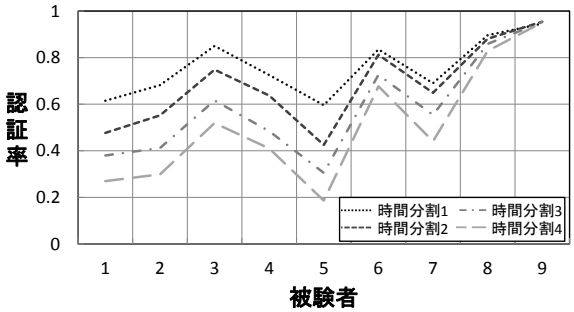

図 6　両足の動作想起時の各被験者の平均個人認証率

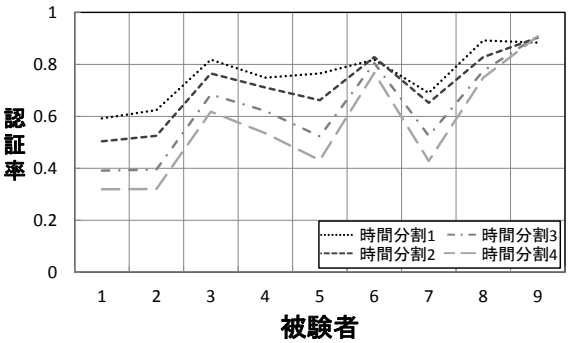

図 7　舌の動作想起時の各被験者の平均個人認証率

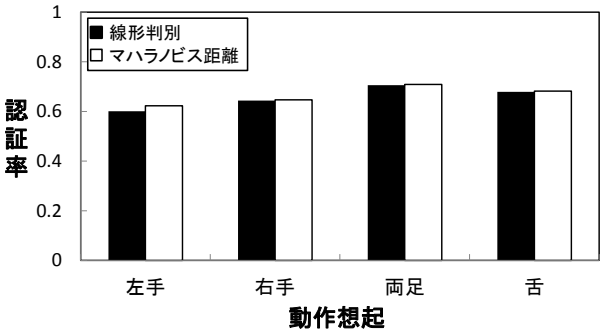

図 9　線形判別分析とマハラノビス距離によるクラス判別の平均個人認証率

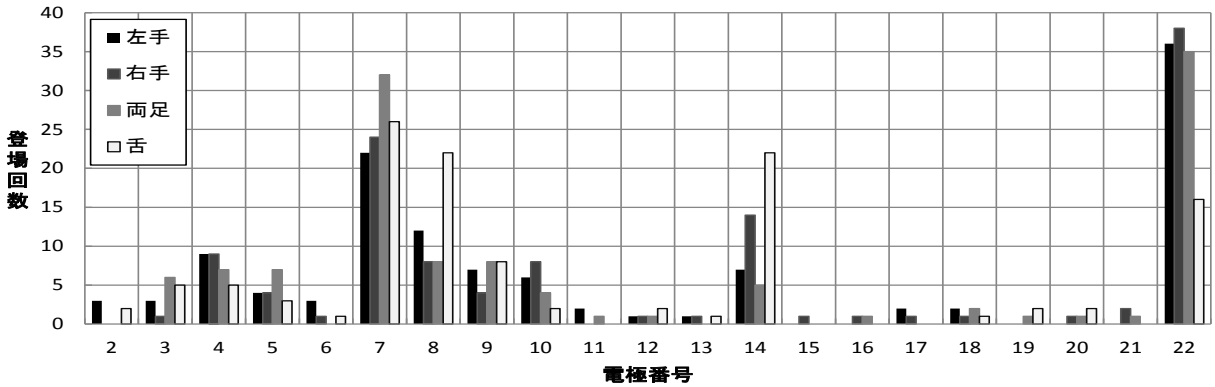

図 8　高い認証率を記録した時の各電極の登場回数

み，時間分割が増えても認証率が下がらなかった．6 番目の被験者は，時間分割 2 の認証率が約 83%で最も高かった．

また，各被験者の舌の動作想起時の個人認証率を測定した．図 7 にその結果をグラフで示す．横軸，縦軸は図 6 と同様である．認証率は，9 番目の被験者が約 95%で最も高かった．

時間分割数が増えると認証率が低下するという傾向は，5 番目の被験者に特に顕著に表れた．分割を行わない場合には約 60%の認証率であったが，時間分割数が増えるごとに約 43%，31%，19%と認証率が下がっていった．また，8 番目と 9 番目の被験者にはそのような傾向はあまり見られなかった．

本実験では，全部で 21 個の電極から選び出した 3 個を 1 組として個人認証を行っている．各動作想起時の認証率の高さが 10 番以内の時の電極の登場回数を図 7 にまとめた．時間分割なしと時間分割数 2，3，4 と 4 つの場合で測定したため，各電極の登場回数は最多でも 40 である．図 8 から電極の登場回数に偏りがあることがわかる．22 番目の電極が平均 31 回と最も登場回数が多く，7 番目が平均 26 回で 2 番目に登場回数が多い．他の電極は，登場回数が数回程度であったが，4，8，9，10，14 番目の電極は，他の電極よりも多く登場している．

次に，異なるクラス判別方法の場合の認証率の比較を行った．図 9 は，マハラノビス距離と線形判別分析によるクラス判別を行った時の平均認証率を示す．全ての動作想起において，マハラノビス距離のクラス判別による認証率が線形判別を上回っているが，最大で左手の動作想起の約 2%の差である．他の動作想起では，差は 1%未満である．2 つのクラス判別方法による認証率の差はほとんどなかった．

今までの実験では時間分割を等間隔で行っていたが，今回は，時間分割数 2 の場合の，時間分割点のタイミングを 20 点ずつ変更して認証率を測定した．測定は，認証率が高かった 10 個の電極の組合せで行った．各組合せ，各時間分割点での平均認証率は，高々3~5%程度の差であった．しかし，被験者ごとに認証率を比較した場合，10%近い差がある被験者も存在した．

５．考察

実験の結果，離散ウェーブレット解析の時間成分を用いた特徴量による個人認証は，時間成分を考慮しない特徴量の方が認証率は高かった．特徴抽出時の時間分割は，2~4 の等分割で行った．各動作想起の認証率を見た場合，等分割せずに特徴量として用いたものの認証率が 70~76%であった．時間分割を行った場合は，時間分割数 2 が 62~71%，時間分割数 3 が 55~63%，時間分割数 4 が 47~56%と，時間分割数を増やす度に認証率が低下していった．時間分割を行っていない場合と，時間分割数 4 では 20~23%の差があることになる．しかし，被験者ごとに認証率を見た時，時間分割による認証率の低下がない被験者がいた．6 番目の被験者の足の動作想起の認証率は 77~83%であり，ほとんど時間分割による低下がない．他にも，8 番目の被験者は舌の動作想起において 83~90%，9 番目の被験者は舌の動作想起において時間分割数に関わらず認証率が約 95%であった．このことから，動作想起，被験者ごとに，認証に適切な時間分割のタイミングがある可能性が考えられる．また，時間分割による認証率低下の要因は，同じ被験者の脳波でも測定ごとに動作想起の脳波が発生する時間にずれがあるためだと思われる．認証率を向上させるためには，動作想起の脳波で同期を取って特徴抽出を行う方法が考えられる．

高い認証率の時に使用した電極を記録し，その登場回数をまとめた．実験結果から，電極の登場回数に偏りがあることがわかった．特に 22 番の電極は舌の動作想起時以外では，35 回以上とほぼ全ての場合に登場している．次に登場回数が多かったのが電極番号 7 番で，左手 22 回，右手 24 回，両足 32 回，舌 26 回であった．22 番と 7 番の電極の登場回数が多い原因は，22 番が一次視覚野に，7 番が運動野の位置にあるためだと考えられる．7 番の電極は，運動想起による脳波を他の領域から発せられる信号の影響が少ない状態で記録できるため，認証率の良い特徴が抽出できると考える．しかし，22 番の電極は，運動野から離れた一次視覚野の位置にある．運動野から離れているにも関わらず，高い認証率の時に用いられる電極に含まれる原因は，運動想起時のイメージによるものだと考える．運動想起時に自分の手を動かす想像をした時，一次視覚野に体の部位を動かす映像を思い浮かべた影響が表れているためだと考える．舌の動作想起時だけ，22 番の電極の登場回数が 16 回と他の動作想起時よりも半分近く少ない原因は，普段から目にしている手や足と異なり，舌を動かすイメージ映像がはっきりと思い浮かべることができなかったためだと考えた．

次に，本実験結果と，周波数帯域法の結果との比較を行った．この報告の周波数帯域法[10]では，4 つの電極（No.1, 8, 12, 20）から採取した脳波を離散フーリエ変換によって算出した 40Hz までの対数振幅スペクトラム信号から 2Hz ごとの強度和を特徴量として抽出した．クラス判別法は，本実験，周波数帯域法の両方ともマハラノビス距離である．周波数帯域法による個人認証は，特徴数が 4 つの場合には認証率は約 20%程度であった．しかし，特徴数が増えるごとに認証率が増し，特徴数が 20 個の場合には約 40%，24 個の場合には約 60%，28 個の場合には約 60%の認証率を示した．しかし，本実験結果は，時間分割なしの場合に最高で約 80%，平均で約 74%の認証率を示した．周波数帯域法では，特徴数 28 個で 14Hz までの周波数帯域を 2Hz ごとに強度和として特徴量にしている．本実験の特徴量は，0~31.25Hz，31.25~62.5Hz の 2 つの周波数帯域である．

このことから，低周波数領域だけを特徴量とするより，より広範囲を特徴量とした方が認証率は良いことがわかった．

今回，特徴抽出に用いた離散ウェーブレット解析は，時間-周波数解析であり，解析結果に時間成分を残すことができる．これにより，周波数帯域の強度がどのように時間変化しているかを特徴量とすることができる．本実験では，特徴量に時間成分を考慮した場合，多くの被験者において認証率が下がった．時間分割 4 では，時間分割なしと比較して約 20%認証率が下がった．これは，個人認証の特徴量として適さない周波数-時間成分を特徴としたためと考えられる．しかし，9 番目の被験者のようにわずかしか認証率が下がらなかった被験者も存在した．このことから，適切な時間成分の分割をすることができれば個人認証率を上げることができる可能性がある．

６．結論

本研究では，特徴抽出として，時間-周波数解析である離散ウェーブレット解析を用いて，脳波による個人認証を検証することを目的とした．

実験の結果，時間分割なしの場合に，約 74%の平均個人認証率を得ることができた．時間成分を分割して特徴量を増やした場合，認証率が下がる傾向となったが，認証率が上がった被験者も存在し，被験者によって脳波の特徴が現れる時間に違いがあることがわかった．このことから，個々人の時間成分の特徴を捉えることができれば認証率を向上させることが可能であると考える．

本研究では，離散ウェーブレット解析が脳波による個人認証に用いることができる可能性を明らかにした．

文献

[1] 鈴木雅貴，宇根正志，”生体認証システムの脆弱性と生体検知技術の研究動向”，金融研究，Vol.n28，No.10(2009).

[2] Poulos, M., Rangoussi, M., Chrissikopoulos, V. and Evangelou, A., “Person identification based on parametric processing of the EEG”, Electronics, Circuits and Systems, 1999. Proceedings of ICECS ’99. The 6th IEEE International Coference, p.283-286(1999).

[3] Paranjape, R. B., Mahovsky, J., Benedicenti, L. and Koles’, Z., “The electroencephalogram as a biometric”, Proc. Canadian Conf. Electrical and Computer Engineering, p.1363-1366(2001).

[4] Marcel, S. and Millan, J. D. R., “Person Authentication Using Brainwaves(EEG) and Maximum A Posteriori Model Adaptation”, Pattern Analysis and Machine Inteligence, IEEE Trans., vol.29, p.743-752(2007).

[5] 井上勝裕，藤尾光彦，前田誠，山口朋成，”ウェーブレット手法の脳波解析への応用”，ウェーブレット変換の展開特集号，Vol.53，No.1，pp.34-40(2009)

[6] Brunner, C., Leeb, R., Müller-Puz, G., Schlögl A. and Pfurtscheller, G., “BCI CompetitionIV：Data sets 2a”, http://www.bbci.de/competition/iv/(2008).

[7] 一次運動野 -Wikipedia，”http://ja.wikipedia.org/wiki”.

[8] Scilab Official Website, “http://www.scilab.org/”

[9] 石井健一郎，上田修功，前田英作，村瀬洋，”わかりやすいパターン認識”，オーム社，1998.

[10] 鬱浩二，”ケプストラム解析を用いた脳波個人認証の検討”，第 10 回科学技術フォーラム(FIT 2011)，講演論文集(第 4 分冊)，pp.239-240(2011).