Research on the Characteristics of Alzheimer's Disease Using EEG

Taishi Ueda Non-member (Tokyo Institute of Technology, tueda@io.mei.titech.ac.jp)

Toshimitsu Musha Non-member (Brain Functions Laboratory, Inc., musha@bfl.co.jp)

Tohru Yagi Member (Tokyo Institute of Technology, RIKEN, tyagi@mei.titech.ac.jp)

Keywords: EEG, Alzheimer's disease, Wavelet transform, Variance

Nowadays, based on a broad survey of the relevant literature, the diagnostic accuracy of electroencephalograms (EEG) in AD is currently around 80%. Therefore, the most critical issues targeted by EEG studies on AD involve improving the accuracy of the differential diagnosis of AD. In this regard, Musha et al. indicated the possibility that even mild cognitive impairment (MCI) could be detected with high sensitivity by evaluating the variance of power of the EEG. Therefore, it is considered that the variance of power of the EEG is an important index of neuronal abnormality in AD patients.

In this paper, we propose a new method for diagnosing Alzheimer's disease (AD) on the basis of EEG. The method, which is termed "Power Variance Function (PVF) method", indicates the variance of the power at each frequency. By using the proposed method, the power of EEG at each frequency $P_i(f, t)$ was calculated by Continuous Wavelet Transform (CWT).

$$P_i(f, t) = \left\| CWT \left[\frac{x_i(t)}{\sqrt{\langle x_i^2(t) \rangle}} \right] \right\|^2, \dots \dots \dots (1)$$

where $CWT[x(t)]$ shows the CWT of $x(t)$, $x(t)$ is the target time series, $\langle \rangle$ shows the average of the series. In this paper, we use the *Gabor wavelet*. And the corresponding variances were defined as PVF shown below.

$$\begin{aligned} PVF(f) &= \langle (P_i(f, t) - \langle P_i(f, t) \rangle)^2 \rangle \\ &= \langle P_i^2(f, t) \rangle - \langle P_i(f, t) \rangle^2 \dots \dots \dots (2) \end{aligned}$$

Fig. 1 shows an example of PVF calculated from EEG of a AD patients on F3.

After the PVF histogram of 55 healthy people was approximated as a Generalized Extreme Value (GEV) distribution, we evaluated the PVF of 22 patients with AD and 25 patients with mild cognitive impairment (MCI). As a result, the values for all AD and MCI subjects were abnormal. In particular, the PVF in the θ band for MCI patients was abnormally high, and the PVF in the α band for AD patients was low.

In the future, we will apply our method in the development of a sensitive algorithm for the diagnosis of MCI.

Fig. 1. PVF of an AD patient calculated on F3

Fig. 2. Ratio of subjects with abnormality in each groups

脳波解析によるアルツハイマー病の特性に関する研究

非会員 上田 泰士* 非会員 武者 利光**
 正 員 八木 透*,***

Research on the Characteristics of Alzheimer's Disease Using EEG

Taishi Ueda*, Non-member, Toshimitsu Musha**, Non-member, Tohru Yagi*,***, Member

In this paper, we proposed a new method for diagnosing Alzheimer's disease (AD) on the basis of electroencephalograms (EEG). The method, which is termed Power Variance Function (PVF) method, indicates the variance of the power at each frequency. By using the proposed method, the power of EEG at each frequency was calculated using Wavelet transform, and the corresponding variances were defined as PVF. After the PVF histogram of 55 healthy people was approximated as a Generalized Extreme Value (GEV) distribution, we evaluated the PVF of 22 patients with AD and 25 patients with mild cognitive impairment (MCI). As a result, the values for all AD and MCI subjects were abnormal. In particular, the PVF in the θ band for MCI patients was abnormally high, and the PVF in the α band for AD patients was low.

キーワード：脳波，アルツハイマー病，ウェーブレット変換，分散

Keywords: EEG, Alzheimer's disease, Wavelet transform, Variance

1. 緒 言

認知症は、高齢者本人にとってだけでなく社会的にも大きな問題となっている。認知症の原因として最も多いと考えられているのが、アルツハイマー病（AD: Alzheimer's disease）である。ADは進行性の認知症であり、早期発見によりその進行を遅らせることが可能であるため、ADの早期発見と適切な治療が重大な課題となっている⁽¹⁾。現在、AD診断にはSPECT、PETが多く利用されているが、これらには被曝や高額な費用といった問題がある。また、非侵襲で脳血流変化を計測できるNIRSも注目されている

が、その測定原理から精度に限界があり、NIRSで得られる情報は脳の神経活動そのものではないため、同手法の有効性については未だ多くの議論がある⁽²⁾。これらに対し脳波（EEG: electroencephalogram）は非侵襲かつ低価格で診断が可能であり、神経活動を直接反映した情報であるため、脳波を利用した診断方法の研究開発が各所で進められている。

最も多く研究が行われているのは脳波のスペクトル解析に基づいた診断方法である⁽³⁾。しかし、スペクトル解析に基づいた診断方法では、ADと健常者の判別率は80%程度である。特に軽度ADであるMild Cognitive Impairments (MCI)の判別が困難であるため、その精度の向上が課題となっている⁽¹⁾。他に脳波のdimensional complexityに注目した研究⁽⁴⁾や、電極間のコヒーレンスに注目した研究⁽⁵⁾が行われているが、実際に診断技術として応用されるには至っていない。近年、脳波電位の二乗値のゆらぎに注目することで、MCIさえも高感度に検出できる可能性が示された⁽⁶⁾。このことから、脳波のパワー変動がADにおけるニューロン異常の重要な指標となると考えられるが、脳波のパワー変動と周波数との関係は未だ解析されていない。

そこで本研究では、脳波電位のパワー変動を周波数成分毎に計算し、これをADの早期発見技術へ応用することを目標として、連続ウェーブレット変換を利用したパワー変動特性の評価方法を提案する。そして、健常者、MCI患者、AD患者を提案手法で解析し、提案手法の有用性を示す。

* 東京工業大学 大学院情報理工学研究所

〒152-8552 東京都目黒区大岡山 2-12-1-W8-20

Graduate School of Information Science and Engineering,
Tokyo Institute of Technology

2-12-1-W8-20, O-okayama, Meguro-ku, Tokyo 152-8552

** (株) 脳機能研究所

〒226-8510 横浜市緑区長津田町 4259-3 東工大横浜ベンチャー
プラザ W301

Brain Functions Laboratory, Inc.

Tokyo Tech Yokohama Venture Plaza W301, 4259-3,
Nagatsuta-cho, Midori-ku, Yokohama 226-8510

*** 独立行政法人理化学研究所 名古屋支所

〒463-0003 愛知県名古屋守山区下志段味穴ヶ洞 2271-130

The Institute of Physical and Chemical Research (RIKEN)
Nagoya Branch

2271-130, Anagahora, Shimoshidami, Moriyama-ku, Nagoya
463-0003

2. 脳波データ

脳機能研究所と国立精神神経センター武蔵病院の共同研究⁽⁷⁾で収録した脳波データベースから、健常者 55 名 (57~89 歳, MMSE: Mini-Mental Status Exam が 24~30), MCI 患者 25 名 (49~86 歳, MMSE は 24~30), AD 患者 22 名 (60~88 歳, MMSE は 4~23) を抽出して解析を実施した。なお, MCI 患者は脳波測定後 12~18ヶ月以内に possible AD (AD の可能性がある), または probable AD (AD の可能性が高い) と診断された患者で, 本研究の計算で用いた脳波は初回の計測で得られたものである。

脳波計は三栄電気製 Biotop を用い, 電極は国際 10-20 法に従い 21 箇所 (Fp1, Fp2, Fpz, F3, F4, Fz, F7, F8, C3, C4, Cz, T3, T4, T5, T6, P3, P4, Pz, O1, O2, Oz) に取り付け, リファレンス処理には AV 法 (Average potential reference) を用いた。被験者は閉眼安静状態とし, サンプル周波数 200 [Hz] で 5 分間測定した。測定環境は一般的な病院の個室で, シールドルームは用いていない。

3. 方法

本研究では, 以下の手順によって健常者, MCI 患者, AD 患者の, 脳波の周波数毎のパワー変動特性を解析する。

- (1) 脳波の周波数毎のパワー変動をウェーブレット変換により求める
- (2) 周波数毎のパワー変動から周波数毎のパワー変動の分散 (PVF: Power Variance Function) を求める
- (3) 健常者の PVF の分布から, PVF の異常判定基準を算出し, それを元に被験者を評価する

〈3・1〉 各周波数成分のパワー変動特性の計算 提案手法では脳波の各周波数成分の変動特性を, 連続ウェーブレット変換 (CWT: Continuous Wavelet Transform) によって計算する。CWT は次式で定義される⁽⁸⁾。

$$CWT[x(t)](a, t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} x(\tau) \psi\left(\frac{t-\tau}{a}\right) d\tau \dots\dots\dots (1)$$

ここで, $CWT[x(t)]$ は $x(t)$ の連続ウェーブレット変換を表す。 $x(t)$ は解析信号, $\psi(t)$ はマザーウェーブレット, a はスケールパラメータ, $\overline{\psi(t)}$ は $\psi(t)$ の複素共役を示す。本研究では, 信号の局所的な周波数成分の検出能力に優れている Gabor のマザーウェーブレット ((2) 式) を用いている⁽⁹⁾。

$$\psi(t) = \frac{1}{2\sqrt{\pi}\sigma} e^{-\frac{t^2}{2\sigma^2}} e^{-j2\pi f_0 t} \dots\dots\dots (2)$$

σ はウェーブレットのガウス窓の幅を決めるパラメータ, f_0 は卓越周波数である。今回は, 予備実験の結果を踏まえて $\sigma = 8$, $f_0 = 1$ とした。

$CWT[x(t)]$ の絶対値は $x(t)$ の周波数 $f = f_0/a$ のパワー変動特性を表すことが知られている⁽¹⁰⁾。電極 i で測定さ

れた脳波電位を $x_i(t)$ とすると, 式 (1) で $x(t) = x_i(t)$ とし, その絶対値を求めることで測定脳波の各周波数成分のパワー変動特性を得ることが可能である。しかし, 脳波電位のレベルは個々の被験者によって異なる。この影響を取り除くために, $x_i(t)$ の平均振幅で $x_i(t)$ を除した信号に対して CWT を計算し, CWT の絶対値の二乗を規格化パワー変動 $P_i(f, t)$ と呼ぶことにする。

$$P_i(f, t) = \left\| CWT \left[\frac{x_i(t)}{\sqrt{\langle x_i^2(t) \rangle}} \right] \right\|^2 \dots\dots\dots (3)$$

ここで $\langle \rangle$ は時間平均を表す。

例として Fig. 1 に, ある健常者の脳波について, F3 での規格化パワー変動 $P_{F3}(f, t)$ を実際に計算した結果の一部を示す。10 Hz 付近のパワーが特に大きい値をとっていることが分かる。

〈3・2〉 PVF: Power Variance Function 脳波のパワー変動の活発さを評価するために, (3) 式で与えられた $P_i(f, t)$ の分散 $\sigma_i^2(f)$ を計算する。

$$\sigma_i^2(f) = \langle (P_i(f, t) - \langle P_i(f, t) \rangle)^2 \rangle = \langle P_i^2(f, t) \rangle - \langle P_i(f, t) \rangle^2 \dots\dots\dots (4)$$

$\sigma_i^2(f)$ は (4) 式で示されるように周波数 f を変数とする関数になる。この $P_i(f, t)$ の分散 $\sigma_i^2(f)$ を, PVF (Power Variance Function) と定義する。つまり PVF は電極位置 i で記録された脳波において周波数 f である成分のパワー変動がどれくらい活発であるかを表す指標となる。

〈3・3〉 PVF の異常判定基準の算出 実際に健常者 55 人の電極位置 F3 で計測された脳波から計算した PVF を Fig. 2 に示す。それぞれの実線は, 各被験者の PVF を示している。この図に示されるように, 特定の電極および

Fig. 1. Time series of normalized power of a healthy subject on F3

周波数における PVF は被験者ごとに異なる。しかし 8~10 [Hz] 付近のピークは、健常者の脳波のパワー変動が特に 8~10 [Hz] 付近で活発であることを示している。

そこで、健常者が各周波数でどのような PVF をとりやすいかを把握するために、縦軸を PVF、横軸を健常者の人数としたヒストグラムを各電極の各周波数について作成した。ヒストグラムの階級数は Sturges の方法⁽¹¹⁾に基づいて 6 とした。Fig. 3 (a) の棒グラフは電極位置 F3、周波数 8.0 [Hz] における健常者 55 人分のヒストグラムである。この図が示すように、健常者の PVF は正規分布をなさず、ゼロ付近へ歪んだ分布をしている。

次に、任意の PVF を健常者集団のうちの何%の被験者が取り得るかを推定するために、この分布をパラメトリック分布へ近似することを考えた。Fig. 3 (a) のヒストグラムのように、正の値で歪みをもった分布として、対数正規分布、ガンマ分布、一般化極値分布 (GEV 分布: *Generalized Extreme Value Distribution*) が考えられる⁽¹²⁾。今回はこれら 3 つの分布において最尤推定を試み、一番良く適合した GEV 分布を採用することにした。そして健常者の各周

波数毎の PVF が GEV 分布に従うと仮定し、次式に従って近似した。

$$y = f(x|\kappa, \mu, \sigma) = \frac{1}{\sigma} e^{-(1+\kappa \frac{x-\mu}{\sigma})^{-\frac{1}{\kappa}}} \left(1 + \kappa \frac{x-\mu}{\sigma}\right)^{(-1-\frac{1}{\kappa})} \dots (5)$$

ここで、 κ は形状パラメータ、 μ は位置パラメータ、そして σ はスケールパラメータである。GEV 分布はパラメータ κ によって、3 種類に分類される。 $\kappa = 0$ の時はタイプ I、または Gumbel 分布、 $\kappa > 0$ の時はタイプ II、または Fréchet 分布、 $\kappa < 0$ の時はタイプ III、または Weibull 分布と呼ばれる。カイ二乗検定による適合度検定の結果、PVF のほとんどの分布がタイプ II (Fréchet 分布) に適合した。Fig. 3 (a) の破線はヒストグラムに適合した GEV 分布である。Fig. 3 (a) に示されるように、ある周波数での PVF のヒストグラムを近似した GEV 分布から、PVF の確率分布の上側 5% の領域 ($PVF > h$) と下側 5% の領域 ($PVF < l$) を推定することができる。これを全周波数について同様に計算し、横軸に周波数、縦軸に上下 5% となる境界の PVF をプロットした結果が Fig. 3 (b) である。 E_l と E_h はそれぞれ PVF の確率分布の下側 5% と上側 5% の領域を表している。被験者の PVF が E_l に含まれていれば、健常者よりも著しくパワー変動が小さい不活発性異常 (hypoactive abnormality), E_h に含まれていれば、健常者よりも著しくパワー変動が大きい不安定性異常 (hyperactive abnormality) と呼ぶことにする。

解析では、測定された脳波データに含まれている過大信号部と無信号部を取り除いた後、2~40 [Hz] のバンドパスフィルタを施すことで雑音を除去した。その後、全被験者の脳波データ長を揃えるために、データ長が 2^{15} サンプルになるように余分なデータを除去した。こうして得られたデータに対し、マザーウェーブレットの中心周波数を 0.5 [Hz] 刻みで 5~35 [Hz] まで変化させて前述の解析を実施した。

Fig. 2. PVF of 55 healthy subjects on F3

(a) Histogram of PVF and estimated distribution on F3 at 8.5 [Hz]

(b) Area of abnormality in F3

Fig. 3. approximation to a general extreme distribution

4. 結 果

〈4・1〉 不活発性異常 健常者、MCI 患者、AD 患者の脳波データの特徴を調べるために、各グループの中で、不活発性異常と分類された人数の割合を θ (5~8 Hz)、 α (8~13 Hz)、 β (13~20 Hz)、 γ (20~35 Hz) の帯域に分けて計算した。この分布の割合を電極毎にトポグラフとして示したのが Fig. 4 (a) である。同図の色は異常と判定された人数の割合を示しており、青が 0%、赤が 70% を表している。図から明らかなように、異常であった人数の割合は、各電極位置によって微妙に異なっている。例えば、AD 患者のグループでは前頭葉と側頭葉、後頭葉において α 帯域で不活発性異常をとる人数が多く、特に Fz と P4 においてはおよそ 6 割の AD 患者が異常値を示している。 β 、 γ 帯域においては、2~3 割程度の患者が側頭葉において不活発性異常を示している。一方 θ 帯域では不活発性異常に分類される患者は少なく、1 割未満であった。

MCI 患者のグループでも同様に前頭葉と側頭葉、後頭葉において α 帯域で不活発性異常となる人数が多いが、AD 患者よりは少なかった。しかし β 、 γ 帯域においては、AD 患者よりも異常値をとる割合が高く、特に β 帯域での F4、 γ 帯域での T5 ではおよそ 4 割の MCI 患者が不活発異常となっている。左側頭部の T5、Cz の β 帯域で 3 割の MCI 被験者が不活発性異常となった。 θ 帯域では AD 患者と同様に不活発性異常と分類された患者は 1 割未満であった。

健常者のグループでは、全チャンネルの全帯域において異常値をとった被験者の割合は 1 割未満であった。

〈4・2〉 不安定性異常 次に、Fig. 4 (a) と同様にして不安定性異常と分類された被験者の割合を Fig. 4 (b) に示した。AD 患者のグループでは、前頭葉と側頭葉、後頭葉において θ 帯域で不安定性異常をとる人数が多い。しかし α 帯域では特徴はみられなかった。 β 帯域においては、右側頭葉においておよそ 4 割の患者が不安定性異常を示した。MCI 患者のグループでは、 θ 帯域においてはほぼ全ての電極において不安定性異常をとっており、特に Fz と Oz においてはおよそ 7 割の患者が異常値を示した。一方、それ以外の周波数帯域では異常値を取る人数は少なかった。健常者のグループにおいて異常値をとった被験者の割合は、 α 帯域の Fz、Cz において 2 割程度、それ以外の電極では高々 1 割程度であった。

また、不安定性異常と不活発性異常両方を合わせると、全ての AD 被験者が、少なくとも 1 つの電極位置でどちらかの異常性を持つと分類された。

5. 考 察

これまで AD 患者の脳波のスペクトル解析が数多く行われてきた。その中で報告されているのが、特に側頭部において α 、 β 成分が減少し、 δ 、 θ 成分が増大する徐波化である^{(13) (14)}。本研究でも側頭部において AD の α 成分の不活発性異常が観察された。このことから、PVF はスペクト

ルの情報も反映していると考えられる。しかし、被験者によっては必ずしもパワースペクトルと PVF は一致しなかった。Fig. 5 は、PVF とパワースペクトルが著しく異なった例である。Fig. 5 (a) は PVF であり、5 (b) は、同じデータから計算したパワースペクトル $S(f)$ である。PVF では、10 Hz 付近の値が小さく、15 Hz 付近の値が大きいのに対し、パワースペクトルでは 10 Hz 付近に大きなピークがある。これは、10 Hz 付近のパワーが平均的には大きかったためパワースペクトルでは 10 Hz 付近にピークが現れた。しかし PVF は時間平均ではなく時間的な変動を数値化する手法である。Fig. 5 の例ではパワーの時間的な変動は少なかったために PVF では小さな値として得られている。また PVF では、パワースペクトルに表れている 30 Hz のピーク(矢印)が見られない。この 30 Hz のピークは計測時に混入した周期的な雑音であるが、振幅が一定であるためにゼロになったと考えられる。このように PVF は雑音に対しても堅牢な指標であると言える。また、本提案手法のようにウェーブレット変換を用いると PVF を滑らかな曲線で表現できるため、全体域にわたる連続的な観察が可能となる。

〈3・3〉節「異常判定基準の算出」では、PVF の分布のほとんどがタイプ II に適合した。Fig. 3 (a) の点線で示した近似曲線もタイプ II である。Fig. 3 (a) から分かるように、タイプ II の特徴は、1) 0 付近で裾を持たない、2) 極めて 0 に近い部分に最頻値を持っている、3) 正の方向に長い裾を持つことである。これは PVF のヒストグラムの特徴と一致しており、妥当な結果であると言える。

今回 AD 患者が α 帯域で不活発性異常をとり、MCI 患者が θ 帯域で不安定性異常をとることが示された。また異常値をとる電極位置は MCI 患者と AD 患者で異なることが分かった。これらのことから、MCI と AD が異なる異常性を示しており、健常者との判別には、それぞれ異なる判断基準を利用する必要があると考えられる。用いる脳波の周波数帯域、電極位置、注目する異常性(不活発か不安定か)を適切に選択することで、MCI 患者も AD 発病前の段階で判別することが可能になると考えられる。

全ての AD 患者が異常性を示したが、健常者であっても Fz、Cz においては α 帯域において 2 割程度が異常性を示すことがあった。この原因としては、 α 波の個人差が大きく、そのヒストグラムが多峰となり、GEV 分布の近似曲線の適合が十分ではなかったことが考えられる。これについては今後 AD の判別アルゴリズムを考える上で十分に考慮する必要がある。特に、今回は PVF の分布が一般化極値分布であると仮定して解析を行ったが、今後高精度な判別を行うためには、PVF と一般化極値分布の理論的な関係の調査や、他の分布を併用できるかを調査する必要があるだろう。

6. 結論と今後の展望

本論文では脳波の各周波数成分のパワー変動を評価する手法を提案し、脳波データから異常を判定することを試み

(a) Ratio of subjects with hypoactive PVF to normal subjects

(b) Ratio of subjects with hyperactive PVF to normal subjects

Fig. 4. Ratio of subjects with hyperactive abnormality to normal subjects

(a) PVF of the data on F3

(b) Power spectrum of the data

Fig. 5. The example of PVF

た。健常者, MCI 患者, AD 患者の脳波を提案手法で評価したところ, AD 患者は α 帯域で不活発性異常を, MCI 患者は θ 帯域で不安定性異常を示し, MCI でも脳波によって高感度に判別できる可能性が示された。今後, 注目すべき電極位置や, 周波数帯域, 不活発性異常と不安定性異常どちらの異常性であるのかを考慮し, MCI も高感度に判別できる適切な判別アルゴリズムへ発展させる予定である。(平成 21 年 11 月 2 日受付, 平成 22 年 5 月 20 日再受付)

文 献

- (1) 松田博史・朝田 隆:「痴呆の画像診断-診て見て学ぶ」, 永井書店 (2004)
- (2) H. Eda: "Near infrared spectroscopic measurement of brain activation and its limitations", Technical report of IEICE. HIP, Vol.106, No.328, pp.63-66 (2006)
- (3) J. Jeong: "EEG dynamics in patients with Alzheimer's disease", Clinical Neurophysiology, Vol.115, No.7, pp.1490-1505 (2004)
- (4) C. Besthorn, H. Sattel, C. Geiger-Kabisch, R. Zeffass, and H. Förstl: "Parameters of EEG dimensional complexity in Alzheimer's disease", Electroencephalography and Clinical Neurophysiology, Vol.95, No.2, pp.84-89 (1995)
- (5) T. Locatelli, M. Cursi, D. Liberati, M. Franceschi, and G. Comi: "EEG coherence in Alzheimer's disease". Electroencephalography and clinical neurophysiology, Vol.106, No.3, pp.229-237 (1998)

- (6) H. Matsuzaki and T. Musha: "A new tool for differential diagnosis of alzheimer's disease, l-dimension", Clinical Neurophysiology, Vol.119, No.6, pp.e89-e90 (2008)
- (7) T. Musha, T. Asada, F. Yamashita, T. Kinoshita, Z. Chen, H. Matsuda, M. Uno, and W.R. Shankle: "A new EEG method for estimating cortical neuronal impairment that is sensitive to early stage Alzheimer's disease", Clinical Neurophysiology, Vol.113, No.7, pp.1052-1058 (2002)
- (8) K. Gurley, T. Kijewski, and A. Kareem: "First-and higher-order correlation detection using wavelet transforms", Journal of Engineering Mechanics, Vol.129, No.2, p.188 (2003)
- (9) C.K. Chui・桜井 明・新井 勉:「ウェーブレット入門」, 東京連記大学出版局 (1993)
- (10) C. Torrence and G.P. Compo: "A practical guide to wavelet l", Bulletin of the American Meteorological Society, Vol.79, No.1, pp.61-78 (1998)
- (11) 岸根卓郎:「理論応用統計学」, 養賢堂 (1970)
- (12) S. Kotz and S. Nadarajah: "Extreme value distributions: theory and applications", World Scientific, (2000)
- (13) J. Breslau, A. Starr, N. Sicotte, J. Higa, and MS Buchsbaum: "Topographic EEG changes with normal aging and SDAT", Electroencephalography and clinical neurophysiology, Vol.72, No.4, pp.281-289 (1989)
- (14) L.J. Streletz, P.F. Reyes, M. Zalewska, L. Katz, and R.G. Fariello: "Computer analysis of EEG activity in dementia of the Alzheimer's type and Huntington's disease", Neurobiology of Aging, Vol.11, No.1, pp.15-20 (1990)

上 田 泰 士 (非会員) 1984 年 8 月 4 日生。2008 年 3 月東京工業大学工学部機械宇宙学科卒業。同年 4 月, 同大学大学院情報理工学研究科情報環境学専攻修士課程入学。現在, 脳波を用いた認知症の診断方法に関する研究に従事。

武 者 利 光 (非会員) 1931 年 6 月生。1954 年東京大学理学部物理学科卒業。1954 年日本電信電話公社電気通信研究所研究員。1964 年マサチューセッツ工科大学(米国)研究員(フルブライト交換研究員)。1965 年王立工科大学(スウェーデン)研究員。1966 年 RCA 東京研究所研究員, 及び東京工業大学工学部総合理工学研究科教授, パリ大学客員教授。1992 年東京理科大学教授。1994 年(株)脳機能研究所および(株)ゆらぎ研究所を設立, 代表取締役役に就任。1994 年 11 月神奈川工業技術大賞受賞(脳機能解析技術の開発)。1997 年帝京平成大学教授。2000 年(財)機械振興協会より中堅・中小企業新機械開発賞受賞(感性解析法の開発)。2001 年 4 月~2003 年 3 月理化学研究所脳研究センター非常勤研究員, 現在に至る。「1/f ゆらぎ」と生体の快適性の研究, 脳波による感情計測や認知症の判別技術の研究に従事。

八 木 透 (正員) 1967 年 3 月 30 日生。1996 年名古屋大学大学院博士課程修了。同年理化学研究所基礎科学特別研究員。1998 年名古屋大学助手。2001 年ニデック人工視覚研究所所長。2004 年理化学研究所研究員。2005 年東京工業大学准教授, 現在に至る。脳や視覚を中心とした医用生体工学, 生体情報工学, ロボット・システム工学に関する基礎・応用研究に従事。工学博士。