

1-212 脳波フィードバック制御の試み

Mobile Robot Control via Electroencephalography-based Recognition

○金森直希 (電通大) 田中一男 (電通大)

松永和之 (電通大) 堀滋樹 (電通大)

Naoki Kanamori, The University of Electro-Communications

Kazuo Tanaka, The University of Electro-Communications

Kazuyuki Matsunaga, The University of Electro-Communications

Shigeki Hori, The University of Electro-Communications

Department of Mechanical Engineering and Intelligent Systems,

The University of Electro-Communications, 1-5-1 Chofugaoka, Chofu, Tokyo, 182-8585, Japan

This paper describes mobile robot control via electroencephalography-based recognition. The recognition is based on time-frequency domain analysis based on continuous wavelet transformation (CWT). Through experiments, we demonstrate that the recognition can achieve direction control of a mobile robot.

Key Words: Electroencephalogram(EEG), Wavelet Analysis, Human Interface

1. はじめに

高齢者や身体障害者のためのコミュニケーションシステムとして、生体信号を利用したさまざまな意思伝達システムが提案されている。生体信号の中でも脳波を用いた意思伝達システムは、高齢者や障害者だけでなく、健常者への応用も期待されている。現在行われている脳波を用いたユーザーインターフェースの研究は外部からの刺激に対応する大脳誘発電位によって実現されるいる⁽¹⁾⁽²⁾。しかし、これらはいずれも特定の外部刺激に対する受動的な認知活動を解析・推定するものである。

本研究において、人が外部の状況を能動的に判断し、その結果生じる意志・判断を推定することを目指す。そこで、ユーザーインターフェースとしての応用の観点から、脳波に基づく左右の方向認識を取り上げ、その判別アルゴリズムを提案する。脳波の電極間相関関係に着目したCPM(Correlation Pattern Matching)法⁽³⁾⁽⁴⁾では、閉眼状態での左右判別において70%程度の正判率を得ることができた。文献⁽⁴⁾では、遺伝的アルゴリズムによって脳波の識別パターンを作成した。

本報告では、ウェーブレット変換を用いて、CPM法を周波数領域に拡張したWCPM法を提案する。また、この手法を用いた左右の方向認識に対する判別アルゴリズムを構築し、ロボットの移動制御に適用してその実用性を評価する。

2. 予備実験

2.1 システムの構成 予備実験における全体のシステム構成をFig.1に、測定条件をTable 1に示す。脳波の測定器として、日本光電社製の生体信号アンプ(MME-3116)を用いた。電極はAg-AgCl皿電極を用いた。脳波データは生体アンプ内のバンドパスフィルタによって必要な周波数成分だけが取り出され、AD変換ボード(インターフェース社製PCI-3166)を介してパーソナルコンピュータ(CPU Celeron 400MHz, Memory 196MB)に取り込まれる。電極は国際10/20電極法に基づき、Fig.2において○で囲んで示した位置、計13点に取り付けた。また、基準電極として両耳たぶ(A1,A2)を選択した。

2.2 実験方法 予備実験では、20代前半の右利きの男子5人を被験者とした。被験者には閉眼状態で球体が自分の左または右にある状態を想像してもらい、頭の中で左または右の方向を強く意識した状態を維持してもらう。このときの脳波を1024Hzでサンプリングし、単位時間を1秒として20秒間にわたって記録した。これを左右各5回ずつくり返し、1秒分を一個のデータとして左思考データ100個、右思考データ100個を得た。

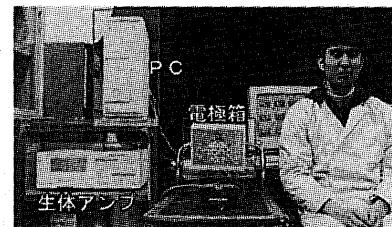


Fig. 1 Experimental System

Table 1 Experience Condition

Electrode Placement	C3,C4,P3,P4,O1,O2,F7,F8 T3,T4,T5,T6,Fz (Fig.2)
Reference Electrode	A1,A2 (Fig.2)
Sampling FRQ.	1024Hz
Sampling Duration	1.0s
Band Pass Filter	0.53 ~ 30Hz

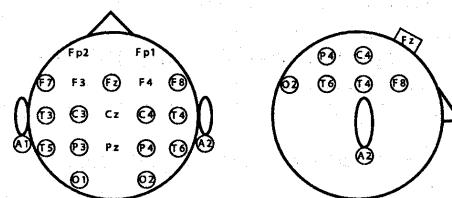


Fig. 2 Electrode Placement(Ten-Twenty Electrode System)

3. 脳波解析手法

著者らは、時間領域での電極間の相関関係に着目した解析手法が有効であることを報告しており、相互相関係数によるパターンマッチング法(Correlation Pattern Matching; CPM法)を提案している⁽³⁾。このCPM法を基本として、新たな解析手法を開発する。

3.1 CPM法⁽³⁾ 各電極毎の単位時間(1秒)あたりのデータを

$$D_1[n], D_2[n], \dots, D_{12}[n], D_{13}[n]$$

$$n = 1, 2, \dots, N-1, N \quad (1)$$

とすると、単位時間あたりの電極 i と電極 j の相関係数は以下のように定義される。

$$R_{(1,2)} = \frac{\sum_{k=1}^N (D_i[k] - \bar{D}_i)(D_j[k] - \bar{D}_j)}{(N-1)S_{D_i}S_{D_j}} \quad (2)$$

N はサンプル数であり、ここでは $N = 1024$ である。また、 D_i, D_j は $D_i[k], D_j[k]$ の平均値、 S_{D_i}, S_{D_j} はそれぞれの標準偏差である。この計算を全ての電極間の組み合わせにおいて行い、次のような相関係数行列を得る。

$$R(\delta) = \begin{pmatrix} R_{(1,1)} & R_{(1,2)} & \cdots & R_{(1,13)} \\ R_{(2,1)} & R_{(2,2)} & \cdots & R_{(2,13)} \\ \vdots & \ddots & \ddots & \vdots \\ R_{(13,1)} & R_{(13,2)} & \cdots & R_{(13,13)} \end{pmatrix} \quad (3)$$

ただし、相関係数行列のうち上三角領域と下三角領域のデータは定義より同一となる。そこで、重複するデータと対角要素である自己相関係数 (=1) は取り除いて考え、相関行列を ${}_{13}C_2 = 78$ 個の要素を持つベクトルとして書き直す。このベクトルは、要素 $R_{(l,m)}$ の添え字 l, m を常に $l < m$ となるようにして昇順に並べると、単位時間あたり

$$P(\delta) = (R_{(1,2)}, R_{(1,3)}, \dots, R_{(11,12)}, R_{(12,13)}) \\ = (p_1, p_2, \dots, p_{77}, p_{78}) \quad (4)$$

となる。これをパターンと定義する。

実験データから得られる左右のパターン各 100 個のうち、50 個ずつのパターンを用いて基準となる認識パターンを導出する。残りの各 50 個は検証用のデータとして残しておく。左思考のパターンを Pl 、右思考を Pr とし、それぞれの平均を認識パターン P_l, P_r と定義する。

$$P_l = \frac{1}{50} \sum_{\delta=1}^{50} Pl(\delta), \quad P_r = \frac{1}{50} \sum_{\delta=1}^{50} Pr(\delta) \quad (5)$$

ここで左思考か右思考かわからない未知パターン P_x について、認識パターンと比較することで左思考か右思考かを判別する。パターンを 78 次元のベクトルとして考え、このベクトル空間において未知データのベクトルと、左右それぞれの認識パターンベクトルのユークリッド距離を考える。

$$Ll = \sqrt{(Pl - P_x)(Pl - P_x)^T} \quad : \text{左認識パターンとの距離} \\ Lr = \sqrt{(Pr - P_x)(Pr - P_x)^T} \quad : \text{右認識パターンとの距離}$$

このユークリッド距離をもとに、左右の思考を判別する。

$$Ll < Lr : \text{左思考} \quad Ll > Lr : \text{右思考}$$

このようにして左右の判別をおこなった結果を Table 2 に示す。なお、Known とは認識パターンを作成するのに用いたパターンに対して判別を行ったもの、Unknown とは検証用に残した未知パターンについて判別を行ったものである。

Table 2 Recognition Results(%):(Correlation Pattern Matching)

People	Known		Unknown		
	Left	Right	Left	Right	Ave.
A	42.0	70.0	38.0	76.0	57.0
B	58.0	48.0	52.0	42.0	47.0
C	68.0	58.0	64.0	60.0	62.0
D	58.0	62.0	44.0	68.0	56.0
E	40.0	70.0	16.0	80.0	48.0
Ave.	53.2	61.6	42.8	65.2	

3.2 WCPM 法 (ウェーブレット変換を併用した CPM 法)
CPM 法に対し、連続ウェーブレット変換 (Continuous Wavelet Transform; CWT) を用いてパターンを周波数領域にも拡張する。CWT は、電極 ch の記録電位を $f_{ch}(t)$ とすると、以下の式により求められる⁽⁶⁾⁽⁵⁾。

$$(W_\psi f_{ch})(b, a) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{\mathbf{R}} f_{ch}(t) \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (6)$$

$\psi(t)$ はマザーウェーブレットであり、今回はガウス関数の 2 階導関数である Mexican Hat を用いる。このマザーウェーブレットは周波数の分解能に優れている。

Fig.3 は Mexican Hat を用いて、ある被験者の電極 Fz での脳波に対して CWT を行った結果を示した例である。この図において横軸は式 (6) における時間 b に、縦軸は周波数 a に対応する。ただし図中での横軸は時間 t 、縦軸はオクターブ $oct = -\log_2 a$ で表している。色の濃淡は元の関数 $f_{ch}(t)$ とマザーウェーブレットを相似変換した関数 $\psi\left(\frac{t-b}{a}\right)$ との相関の度合を表し、色の濃い(黒い)方が負の相関、淡い(白い)方が正の相関に対応している。このように CWT は時間 t の関数である $f_{ch}(t)$ を、時間成分 b と周波数成分 a で表される関数 $W_\psi f_{ch}(b, a)$ に変換することに相当する。

ここで CWT を行った結果に対して、周波数方向 (a) について 2 進分割を取ることによって離散化し、得られる時系列データを $W_{(ch, oct)}[n]$ ($n = 1, 2, \dots, N$) として定義する。添え字はそれぞれ電極 ch と周波数帯域(オクターブ) oct を表し、 oct については脳波の周波数成分としてよく知られる範囲 (0.5 ~ 30 Hz) を十分に包含するような範囲とした。

$$W_{(ch, oct)}[n] = (W_\psi f_{ch})(n, 2^{oct}) \\ oct = 0, -1, \dots, -8 \quad (7)$$

このように離散化すると、Fig.3 において縦軸の整数部分のみを取り出すことになり、対応する周波数帯域における時系列を得ることができる。この CWT 後の時系列データ $W_{(ch, oct)}[n]$ を、相関係数の式 (2) において各電極での記録電位 $D_{ch}[n]$ と置き換えることで、周波数帯域間の相関係数 Rw を求めることができます。

$$Rw_{(i, oct1)}^{(j, oct2)} = \frac{\sum_{k=1}^N (W_{(i, oct1)}[k] - \bar{W}_{(i, oct1)})(W_{(j, oct2)}[k] - \bar{W}_{(j, oct2)})}{(N-1)S_{W_{(i, oct1)}}S_{W_{(j, oct2)}}} \quad (8)$$

ここで $N = 256$ 、 $W_{(i, oct1)}, W_{(2, oct2)}$ は $W_{(i, oct1)}[k], W_{(j, oct2)}[k]$ の平均値、 $S_{W_{(i, oct1)}}, S_{W_{(j, oct2)}}$ はそれぞれの標準偏差である。このとき、CPM 法と同様にパターンを求めるとき、各電極ごとに $(8+1)$ 個の時系列 $W_{(ch, oct)}[n]$ が得られるため、その組み合わせにより要素の数は ${}_{13}C_2 = 6786$ 個となる。

$$Pw(\delta) = (Rw_{(1,0)}^{(1,-1)}, Rw_{(1,0)}^{(1,-2)}, \dots, Rw_{(1,0)}^{(13,-8)}, \dots, Rw_{(i, oct1)}^{(j, oct2)}, \dots, Rw_{(13,-6)}^{(13,-8)}, Rw_{(13,-7)}^{(13,-8)}) \\ = (pw_1, pw_2, \dots, pw_{6785}, pw_{6786}) \quad (9)$$

このようにして CWT を用いて得られたパターンについて、CPM 法と同様に予備実験で得られる左右のパターン (Pwl, Pwr とする) それぞれ 100 個のうち、半分の 50 個を用いて左右の認識パターン Pwl, Pwr を導出し、左右判別を行った。

$$Pwl = \frac{1}{50} \sum_{\delta=1}^{50} Pwl(\delta), \quad Pwr = \frac{1}{50} \sum_{\delta=1}^{50} Pwr(\delta) \quad (10)$$

その結果を Table 3 に示す。未知パターンに対する判別率でも 70 % 以上となっており、Table 2 に比べて、かなり向上していることがわかる。

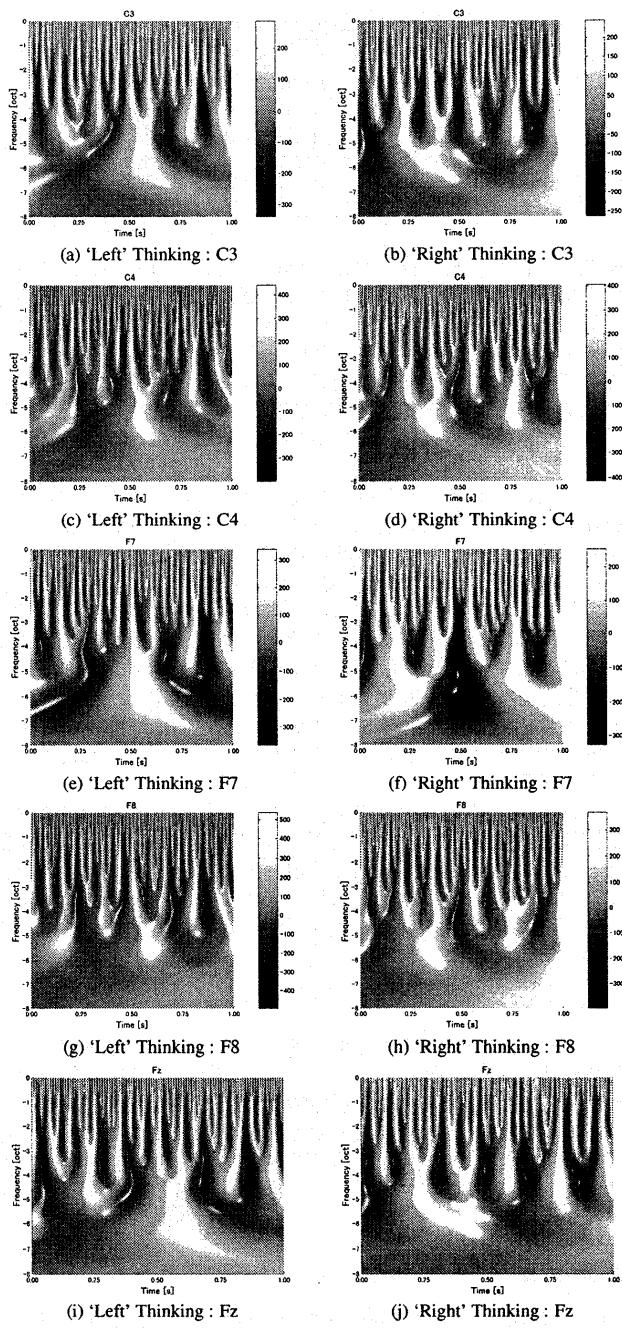


Fig. 3 Samples of Wavelet Transformation

Table 3 Recognition Results(%):(Wavelet Correlation Pattern Matching)

People	Known		Unknown		Ave.
	Left	Right	Left	Right	
A	96.0	98.0	94.0	82.0	88.0
B	94.0	84.0	72.0	66.0	69.0
C	80.0	88.0	56.0	56.0	56.0
D	80.0	68.0	62.0	60.0	61.0
E	98.0	94.0	96.0	92.0	94.0
Ave.	89.6	86.4	76.0	71.2	

4. 移動ロボットによる検証

WCPM 法を用いた判別アルゴリズムの応用として、移動ロボットの進行方向を脳波によって操作する実験を行った。

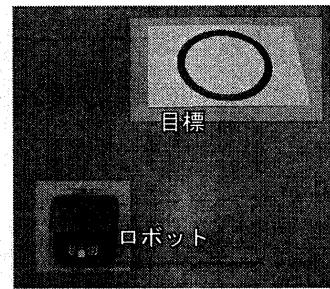


Fig. 4 Robot and Goal

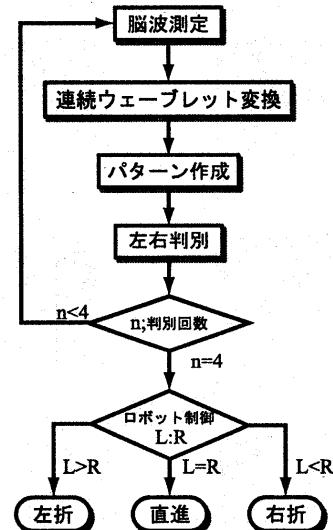


Fig. 5 Electroencephalography-based Control Logic

4.1 移動ロボットシステム Fig.4 のロボットは、WCPM 法により判定した結果をうけて左か右のどちらかに移動するようく制御される。制御の流れを Fig.5 に示す。まず、予備実験と同様の条件において左右認識パターンを作成する。このとき、被験者に考えてもらった方向にロボットを実際に動かし、実際に目で見てもらうことで左右の感覚をよりイメージしやすいようにした。つぎにロボットが目標に向かって左右に移動するよう被験者にイメージしてもらい、そのときの脳波を WCPM 法を用いた判別アルゴリズムによって左右を判定し、その結果に応じてロボットの方向が制御される。判定アルゴリズムによる判定が常に正しければ、ロボットは人間の意思通りに操作されていることになる。判別の信頼性を補うため、ロボットの移動 1 回につき脳波の判別は 4 回おこない、より多く判別された方向に移動するようにした。また、同数の場合は直進するようにした。

4.2 実験方法 ロボットの目標が左側にある場合、右側にある場合についてそれぞれ 10 回ずつ実験を行った。また途中の経路について、思い通りにロボットを移動することができたかどうかを検証した。このとき目標が左にある場合には右、右にある場合には左に曲がった割合を、経路誤り率 (Wrong Judge) として評価の対象とした。この数値が小さいほど正しい経路をたどったことになる。ただし、直進については誤りとしていない。

以上のような実験を、20 代前半の右利きの男子 4 人について行い、結果を評価した。

4.3 実験結果と考察

Table 4 に実験結果を示す。全試行中における目標に到達できる割合は、平均すると 23% であった。ここで、この値が妥当であるかどうか検討するために、5 回連続で正しい方向を判別できる確率 $P(5)$ を考える。Table 3 から 1 回の左右判別を正判別率 $p_0 = 0.7$ の独立試行とし、す

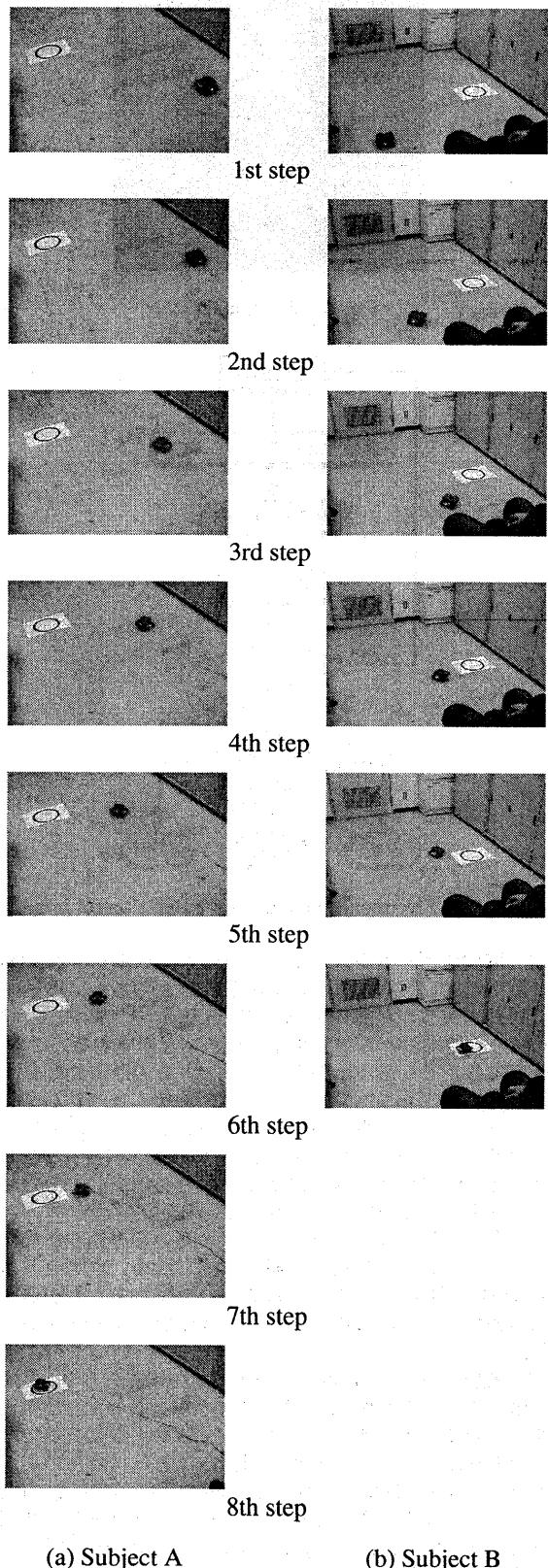


Fig. 6 Experimental Results of Robot Control

べての試行が独立であるとすると、

$$P(5) = \left(\underbrace{4C_4 \times p_0^4 (1-p_0)^0}_{4 \text{ 回中正判定 4 回}} + \underbrace{4C_3 \times p_0^3 (1-p_0)^1}_{4 \text{ 回中正判定 3 回}} \right)^5 = 0.12$$

となり、予備実験による予想よりも実際の実験結果の方が若干

Table 4 Experimental Result

People	Goal		Wrong Judge	
	Left	Right	Left	Right
A	2/10	1/10	4/20	6/20
B	2/10	1/10	6/20	8/20
C	1/10	3/10	6/20	6/20
D	5/10	3/10	1/20	6/20

到達率の割合が高くなった。これは、経路にはある程度の冗長性があるため、到達率については一概に評価することができない。また経路の誤り率については、Table 3 から予想される値(30%前後)に比較的近いが、実際には直進した場合も多いため、やや不安定な挙動であることは否めない。

このようになる理由として、認識パターンを作成したときに被験者が意識する感覚と、実際にロボットを動かす場合の感覚にずれが生じていることが考えられる。認識パターンを作成するときには、なるべく緊張をほぐすように指示するが、慣れていない状況のために心理的な緊張状態にあると考えられる。しかし、実験を進めるにつれ状況に慣れることにより緊張がほぐれ、それにともなって脳波が変化してしまうことが考えられる。また逆に、認識パターン作成時にはロボットの動きは自分の意思と一致した動きをするが、実際のロボットは正反対に動くこともあるため、心理的動揺による脳波の変化も考えられる。

これらのこととは、ロボットが正しい方向へ移動するようになると比較的安定した挙動を示すが、一度逆側に動くととたんに不安定な挙動になるといった現象が少なからず見られたことなどから推測できる。

しかし、ロボットを目標に到達させるという高度なタスクを脳波によって実現できる可能性は示唆できたものと思われる。たとえば、Table 4 で被験者 A に着目すると、目標到達率も経路誤り率も良い結果を示しており、特に左方向に関してはほぼ完全に判別できている。このような個人差をなくすことも今後の課題である。

5. おわりに

本研究では、脳波によるユーザーインターフェースを実現するために相互相關係数とウェーブレット変換による脳波解析法として WCPM 法を提案し、予備実験によって左右の思考判別における有効性を示した。また応用として、脳波による移動ロボットの制御を行う WCPM 法による認識アルゴリズムを構築し、ロボット操作のためのユーザーインターフェースとしての実用性を検討した。

参考文献

- 1) 山田権治：“脳波キーボードの入力速度向上手法と評価”，電子情報通信学会論文誌 A, Vol.J79-A, No.2, pp329-336, 1996.
- 2) 渡辺義則、内山昭彦：“色覚応答を用いた意思伝達システム—視覚誘発電位による色覚応答の識別に関する検討ー”，電子情報通信学会技術報告, MBE99-129, 2000.
- 3) 小川博教、野崎健司、田中一男、谷口唯成：“脳波による方向認識に関する基礎研究”，第 10 回インテリジェント・システム・シンポジウム講演論文集, pp283-286, 日本ファジィ学会, 2000.
- 4) 堀滋樹、金森直希、田中一男：“遺伝的アルゴリズムによる脳波識別パターン作成の試み”，計測自動制御学会論文集, Vol.38, No.12, 掲載決定, 2002.
- 5) 椎原進：ウェーブレットビギナーズガイド。東京電機大学出版局, 1995.
- 6) 中野宏毅、山本鎮男、吉田靖夫：ウェーブレットによる信号処理と画像処理。共立出版, 1999.
- 7) 戸田 浩：“wavelet 最新信号技術の理論と実践”，C MAGAZINE DEC, 1998.