

# 特異性指向マイニング技法による 多視点 ERP 脳波データ分析

## Peculiarity Oriented Mining for Multi-aspect ERP Brain Wave Data Analysis

本村 信一  
Shinichi Motomura

前橋工科大学  
Maebashi Institute of Technology  
motomura@maebashi-it.org

鍾 寧  
Ning Zhong

(同 上)  
zhong@maebashi-it.ac.jp

**keywords:** spatiotemporal peculiarity oriented mining, multi-aspect ERP analysis, peculiarity factor visualization.

### Summary

Recently, new methods for measuring and analyzing ERP brain wave data are required since the continued growth in such large and complex data collection in both brain research and medical science. In order to discover various patterns hidden in ERP data, it is necessary to pay attention to two types of peculiarities: temporal (time) and spatial (channel), from the potential and gradient standpoints. In this paper, we propose a novel approach of POM (peculiarity oriented mining) based multi-aspect ERP brain wave data analysis. We describe how to design cognitive experiments on investigating human computation mechanism with multiple difficulty levels for obtaining multi-ERP data, and how to analyze and visualize spatiotemporal peculiarities of such data. The experimental results show that all objectives we expect for the approach are achievable.

### 1. は じ め に

人間の認知活動解明に向けた研究開発や脳に関連する病気の研究などが、医学はもちろん工学的な立場からも盛んに行われており、脳研究の需要が高くなっている。脳に危害を加えることなく脳の機能や反応を計測する装置として、脳波 (EEG) や fMRI, MEG, PET といった装置が挙げられる。中でも脳波は時間分解能に優れ、最もポピュラーで簡便な計測手法の 1 つであり、誕生から現在に至るまで多くの研究機関や医療機関で活用されている。

脳研究の分野では、従来の知覚中心の研究により、個別の脳機能が多く解明されてきた。この基礎研究を土台として、より人間らしい推論や問題解決などのいわゆる思考といった高次認知活動が、視覚や記憶など個々の脳機能とどのように関連し、連携して働いているのかという研究へと発展している。このような思考を中心とした脳研究へシフトすると、脳波を周波数成分や事象関連電位 (ERP: Event Related Potentials) など目的に応じて多視点から捉え、脳波以外の計測データとの連携や他の実験課題を参照するなど、より体系的なデータの活用が強く求められる [Zhong 05]。また、高次認知活動を解明するための厳密で高度な実験設計に伴い、得られるデータもより大規模かつ管理上複雑なものに変化してきている。

医療の立場では、従来のてんかん診断などに加え、脳

波を認知症や運動障害などのより高度な検査に適用する試みが行われている [森 01]。脳波検査により脳の基本的な機能水準を推測することができるため、医療現場ではてんかんなどの発作や、脳血管障害が疑われる場合に検査目的として脳波が用いられる。その際、医師は脳波の構成要素である振幅、周波数、位相、波形を観察し異常かどうか判断する。しかしながら脳波データを一読で判断することは困難である。

このような研究・医療現場における実験の高度化や多目的化に伴い、計測ハードウェアも進化してきている。とりわけ情報技術の発展に伴い、多チャンネル化や長時間計測が可能となり、扱うデータ量が膨大となるケースが増えている。例えば脳機能を計測する場合、分析精度向上や機能間の関連性を分析するために 64 チャンネルを超えるチャンネル数での計測が主流となりつつある。

脳波データを分析するための一般的なツールの現状を見ると、統計解析機能や視覚化機能、外れ値や異常値を検出する機能などがある。一方で、ある時間帯や部位の振幅や傾き成分が他の時間帯や部位と比べて特異な値となっているのかを、多視点で自動的に検出する機能は存在しない。現状の機能だけでは脳研究や医療現場のニーズを満たしているとは言えないため、今後多くのデータの中に潜む特異なデータを検出する必要性が高まることが予想される。

そこで、本論文では脳科学者や医師の抱くデータに対する興味深さを、多くの時間や多くの部位の平凡な値とは異なる電位や傾きと定義する。そして他とは著しく異なるデータに注目する特異性指向マイニング技法 (POM: Peculiarity Oriented Mining) を拡張し、多チャンネル脳波データに潜む時空間的に特異なデータ箇所を、多視点で自動抽出し視覚化する手法を提案する。特異性指向マイニング技法とは、相対的に他と異なる特異データに注目しデータマイニングを行う技法であり、値の大小に依存せず特異性を数値化できる特長を持ち、これまでも肝炎データに対する適用により、医師が興味を抱くデータの選択に成功している [Ohshima 05]。この特長は従来の問題点であった脳波の個人差や覚醒・睡眠時の直流成分の差に依存することなく、データ主体で特異性を議論できる点にある。本論文では、実際の認知実験によって得られた脳波 (ERP) に対して、提案手法である特異性指向マイニング技法による時空間上の興味深いデータ箇所の抽出を目的とする。

以下、2章で研究の全体像について説明し、3章で関連研究を述べ、4章で特異性指向マイニング技法の原理と拡張法について述べ、提案手法の有効性評価を行う。5章で、人間の計算活動プロセスをテーマとした認知実験の設計と、暗算活動時における脳波データの採取について述べ、提案手法の実脳波データへの適用と視覚化、及び結果の分析を行い、6章でまとめとする。

## 2. 研究の全体像

既存のデータ処理方法の中に外れ値の除去や最大値・最小値の検出などがあるが、これらの方法と本論文のアプローチとは目的が異なる。前者は主にデータセットにおける異常値の検出やピーク値を探し出すことが目的である。本論文で述べるアプローチは、ピーク値や外れ値をピンポイントで求めるものではなく、全データの中で時空間的に特異な箇所を抽出することが目的である。

図1は認知実験設計からデータ分析までのフローである。結果が十分でない場合や新しいデータに更新された場合、実験・分析プロセスを繰り返す。計測された脳波データは、必要に応じてノイズ除去や加算平均処理などを行い、元の時系列から脳波の主要な要素である電位と傾きのデータに変換する。傾きは電位の1階差分により求める。これらのデータに対し、特異性を数値化することのできる特異性指向マイニング技法を拡張して適用し、データに潜む時空間的に興味深い箇所を明らかにする新しい多視点脳波データマイニング技法を提案する。

## 3. 関連研究

主要な脳波データの解析手法としてフーリエ解析やウェーブレット解析といった周波数解析が挙げられる。な

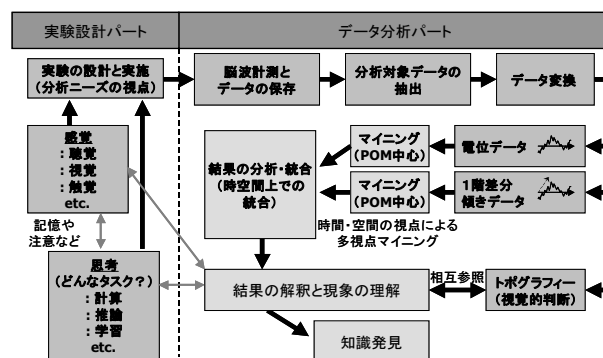


図1 認知実験設計とデータ分析フロー

ぜならば、脳波は不規則な振動現象を示しており、様々な周波数や波形の要素によって成り立っているからである [Banquet 73]。一般的に脳波の分類はアルファ波などの周波数帯域に基づいており、各帯域の成分比や事象に関連した各帯域の増加減少について解析を行うものである。ウェーブレット解析の特徴は、元の時間軸情報を失わずに周波数分布を取り出すことができる点にある。フーリエ解析では、周波数方向の解析幅が一定であるために、低い周波数になるほど解像度が低下するが、ウェーブレット解析では、周波数方向の解析幅を可変としており、脳波解析において近年注目されている [章 99]。

脳波データに対する統計モデルの適用やパターン認識の適用についても研究が行われている。例えば、脳波の要素に着目し定量的な解析を行う波形認識法や [井口 96]、脳波データを自己回帰 (AR) モデルや自己回帰移動平均 (ARMA) モデルなどの数学的モデルに当てはめ、脳波の特徴量を抽出してクラスタリングを行う方法などがある [時永 84]。このような波形の分類や認識により視聴覚認識時におけるターゲットと非ターゲットの脳波の違いが識別可能になる。現在はクラスタリングによる分類精度の向上がこの分野の重要な課題となっている。

近年ではトポグラフィーがコンピュータ技術の進歩に伴って多く利用されている [Kim 97]。トポグラフィーとは、2次元あるいは3次元的な画像計測・表示法のことであり、各部位において各周波数帯のパワーや変化率を視覚的に表現したものである。脳波トポグラフィーは時間分解能、機動性の観点から多くの利点をもっており、基本的な欠点である低空間分解能をハード面で補完する多チャンネル化の研究や、ソフト面での解析法の開発、MEG、fMRI、PET など他の計測装置との比較や同時記録による機能補完に関する研究が行われている。

また、データマイニングの視点を取り入れた脳データ分析や [Consularo 01]、脳波を用いたインタフェース (BCI) [長谷 05] が注目を集めており、データからの有益な知識発見や、BCIにおける連想課題に関連した固有の脳波パターン分析などは、本研究における特異性分析 (時間・部位の特異性の大小) と関連が深い。

## 4. 特異性指向マイニング技法

### 4.1 原理

特異性指向マイニング技法とは、データベースの中にある特異データに注目し、データマイニングを行う技法のことである [Ohshima 07, Zhong 03]。この特異データとは、他とは大きく異なり相対的に数の少ないデータや距離の離れたデータを指し、興味深いデータと位置付ける。特異データの発見は、データの特異性に注目して行う。この特異性を表す方法の一つとして Peculiarity Factor (PF) を用いる方法があり、今回は PF を特異データ発見の基準としている。PF は、式 (1) で求めることができ、特異性が大きな場合、PF は大きな値となる。

$$PF(x_{ij}) = \sum_{k=1}^n N(x_{ij}, x_{kj})^{\alpha} \quad (1)$$

ここで、 $x_{ij}$  は属性  $j$  における  $i$  番目の値、 $N(x_{ij}, x_{kj})$  は属性値間の距離を表しており、値の差の絶対値を距離とする。 $\alpha$  は距離の重要度を定めるパラメータで、通常は 0.5 としてマイニングを行う。

閾値は全ての PF の平均と標準偏差により決定される。平均値より離れたデータを検出するために PF の分散を利用し、特異データ選択のための閾値は式 (2) で求めることができる。 $\beta$  は標準偏差にかかる重み係数であり、元データの特徴に合わせて調整することが可能である。この PF が閾値を越えたデータを特異データとみなす。

$$\text{threshold} = \text{mean of } PF(x_{ij}) + \beta \times \text{standard deviation of } PF(x_{ij}) \quad (2)$$

特異性指向マイニング技法は、計測環境の違いによってデータの振幅や長さが異なってもデータ主体で特異性を数値化して議論できる。また、異なるマイニング間の比較を行う場合には、PF 値を正規化して閾値を合わせ、特異性の大小関係を平等に比較することもできる。一方で、PF の分布が平均値や標準偏差を算出するのに適当でないケースとして、元データが似通った値しか存在しない場合を考える。この場合、 $\beta$  の値を極端に小さくしない限り特異データは一つも存在しないという結果になる。

### 4.2 脳波データ適用のための拡張

多チャンネル脳波データは、時間方向と空間方向で特異性の議論を行う必要がある [Motomura 08, Motomura 07]。ここで、多チャンネル脳波データを想定し、計測チャンネルが  $a$  から  $n$ 、時刻が 0 から  $z$  まで存在するデータを採取したと仮定する。このとき多チャンネル脳波データに対する適用法を図 2 に示す。

最初に時間方向の特異性を定義する。電位に着目したマイニングを時間-電位マイニング、傾きに着目したマイニングを時間-傾きマイニングと定義し、傾きは電位デー

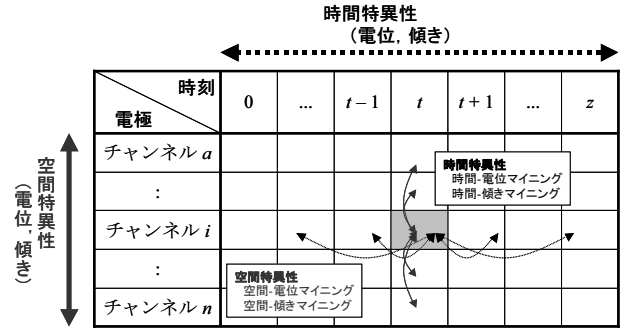


図2 多チャンネル脳波データに対する POM の適用法

タの差分により導出する。例として、複数のチャンネルの1つであるチャンネル  $i$  について考える。時刻が  $t$  のとき、 $t$  以外の時間帯のデータに対し、距離を求め特異値を導出する。PF は、式 (3) で求める。

$$PF(x_{it}) = \sum_{k=0}^z N(x_{it}, x_{ik})^{\alpha} \quad (3)$$

次に空間方向の特異性を定義する。電位に着目したマイニングを空間-電位マイニング、傾きに着目したマイニングを空間-傾きマイニングと定義し、例として、時間方向のサンプルの1つである時刻  $t$  について考える。チャンネルが  $i$  のとき、 $i$  以外のチャンネルのデータに対し、距離を求め特異値を導出する。PF は、式 (4) で計算することができる。

$$PF(x_{it}) = \sum_{k=a}^n N(x_{it}, x_{kt})^{\alpha} \quad (4)$$

### 4.3 アルゴリズム

認知実験によって得られる多チャンネル脳波データに適応した特異性指向マイニング技法のアルゴリズムを示す。

- Step 1** 脳波データの平滑化を行う。値や傾きを適切に捉えるため、複数個のデータを平均処理してブロック化し、そのデータをマイニングの対象とする。ブロック化のためのサンプル数は、ノイズの影響などを考慮し 50[ms] 間隔を目安に設定を行う。
- Step 2** 時間特異性を求めるための距離関数の決定を行う。対象データをもとに電位、傾きを求め決定する。
- Step 3** 空間特異性を求めるための距離関数の決定を行う。対象データをもとに電位、傾きを求め決定する。
- Step 4** パラメータの設定を行う。パラメータの設定では、分析するデータに応じ式 (3)、式 (4) の  $\alpha$  と閾値を決定する式 (2) の  $\beta$  を決定する。
- Step 5** PF の計算を行う。PF の計算では、距離関数とパラメータをもとに時間特異性は式 (3) を利用し、空間特異性は式 (4) を利用する。
- Step 6** 閾値の計算を行う。閾値の計算では、求めた PF とパラメータをもとに式 (2) を利用する。

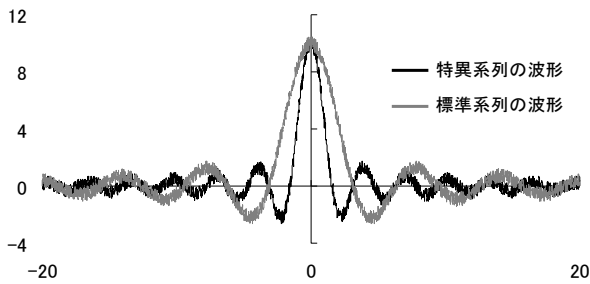


図3 シミュレーション波形（特異系列と標準系列）

**Step 7** 特異データの選択と分析を行う．特異データの選択では，閾値を超えている PF を持つデータを特異データとして選ぶ．特異分析では，得られた特異データを時空間視点で統合的に整理し，脳波データに潜む特異性の内容を明らかにする．

#### 4.4 有効性評価

提案する手法の有効性を検証するため，シミュレーション波形による評価実験を行った．多チャンネルを想定した全 100 系列の標準化関数を採用し，80 系列を標準の標準化関数  $\sin x/x$ ，残り 20 系列を特異系列と見なして周期の異なる標準化関数  $\sin 2x/2x$  とした．全系列に対し，標準化関数の振幅の  $1/10$  のホワイトノイズを付加し，同一の系列とならないように配慮した．x 軸のサンプリング間隔は 0.02 とし，x の範囲を -20 から 20 までと定めた．また，1 系列に 2000 個存在するデータのブロック化について，1 ブロックを 20 個のデータの平均値から成るよう再構成し，1 系列あたり 100 ブロックデータを適用対象とした．図 3 にシミュレーション波形を示す．

従来における脳波の特徴を調べるための手法として，ヒストグラム法や波形認識法が用いられており，基本統計量をもとに，標準偏差や分散，尖度といった波形の統計的性質を理解することができた．しかし，従来法によって特異データを検出した場合，その値がどこで出現していたのかを元データと再度照らし合わせる必要がある．

一方，特異性指向マイニング技法はデータを主体とした特異性の検出が可能である．図 4 は特異系列の 1 つに着目して，時空間の特異性について求めた結果を示したものである．同様に，図 5 は標準系列の 1 つに着目して，時空間の特異性について求めた結果を示したものである．横軸はブロック化されたデータの並びを示し，縦軸は PF 値を示す．PF 値は閾値が 100 となるように正規化処理を実施しており，閾値を超えている箇所を特異であると判定する．閾値の式 (2) の  $\beta$  について，特異データ箇所が全体の 1 割程度となるように，時間-電位マイニングでは 0.3，時間-傾きマイニングでは 0.8，空間-電位マイニングでは 0.4，空間-傾きマイニングでは 0.6 と定めた．

最初に，特異系列がどのような特異性を示しているの

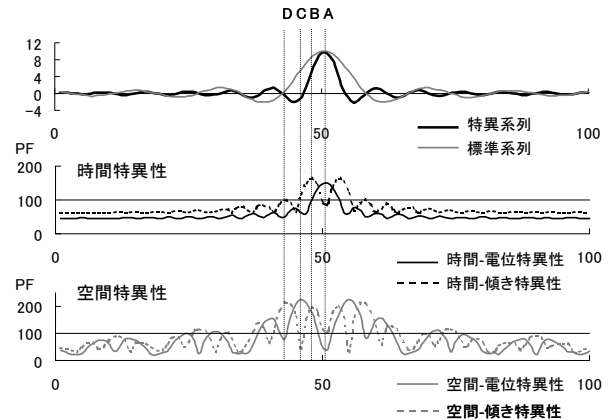


図4 特異系列から見た時空間特異性

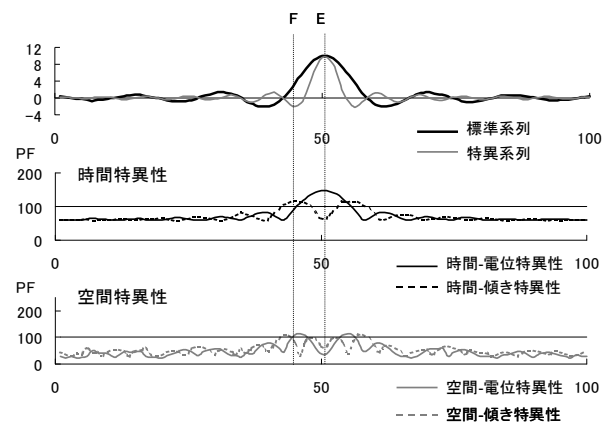


図5 標準系列から見た時空間特異性

かについて追跡する．図 4 の A 付近では時間的に他の値よりも著しく大きく，時間-電位特異性が高いが，標準系列との値の差はほとんどなく空間-電位特異性は低い．B 付近では，時間的に他の傾きよりも著しく大きく，時間-傾き特異性が高い．一方 C 付近では，特異系列と標準系列の値の差が大きいため，空間-電位特異性が高くなる．また，D 付近では，特異系列と標準系列の傾きが著しく異なっており，空間-傾き特異性が高い結果を得た．

次に，標準系列がどのような特異性を示しているのかについて追跡する．図 5 の E 付近では時間的に他の値よりも著しく大きく，時間-電位特異性が高い．また，F 付近では時間的に他の傾きよりも著しく大きく，時間-傾き特異性が高い．しかし，空間特異性については，他の全ての系列と比較した際の距離が小さく，特異性を示す PF 値も低い結果となった．

この特異値 PF の大小により，特異な値や変化を伴うデータ箇所をデータ主体で知ることができ，時間と空間方向における値と傾きの要素に対して，特異性の存在が検出可能であるといえる．しかし，閾値導出の際の標準偏差にかかる重みの調整について，データ全体の分布をもとに適切な値を決定しなければならない．

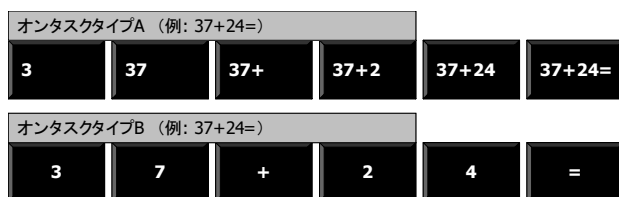


図6 タイプAとタイプBのモニター表示方法

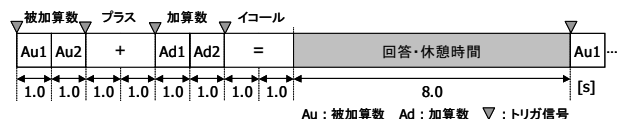


図7 計算課題のタイミングチャート

## 5. 実脳波データへの適用

### 5.1 認知実験の設計

図1のフローに従い、脳波データ採取のための認知実験を独自に設計し実験を実施した。実験は人間の計算活動プロセスを理解するため、視覚刺激による2桁+2桁=2桁(繰り上がりあり)の暗算活動時(オントスク)における脳波データの採取を行い事象関連電位を導出した。

数の表示方法を2種類設定し、被験者に対し短期記憶や視覚処理の負担が異なる場合、脳波にどのような違いが生じるのかを分析できるように設計した。表示方法の違いを図6に示す。タイプAは、表示された数や記号が液晶ディスプレイに残る方法で、タイプBは、表示された数や記号が移り変っていく方法である。

図7において実験のタイミングチャートを示す。図7の三角記号はトリガ信号の射出タイミングを示しており、計算過程を、「被加算数」、「プラス」、「加算数」、「イコール」の4つのステージに分けて分析できるように工夫した。問題は1タスクにつき25問あり、実験精度を向上させるため、キーボードを用いて計算問題の回答を行うようにした。アーチファクトの影響を考慮し、キーボードを見なくても回答できるように入力方法を配慮した。

表示される実験刺激と被験者の応答はパーソナルコンピュータによって制御、収集される仕組みとなっている。尚、アーチファクト対策のため、すべての実験を暗室の中で行った。記録装置にはブレインプロダクツ社製のBrain Vision Recorderを使用し、刺激表示ツールにはPresentation (Version 9.9)を用いた。被験者の人数は7名、有効チャンネル数は64チャンネル、サンプリング周波数は脳波計測を行うために十分な1000[Hz]と設定し、基準電極をAFzとした単極導出法により計測を行った。また、脳波の前処理は0.5[Hz]から60[Hz]の帯域通過フィルタ(48dB/oct)処理と、Gratton-Coles法による眼球アーチファクトの補正処理、及び異常な傾きや振幅を示すデータ箇所の除去処理を実施したのち、4つのステージごとに加算平均処理を行った。

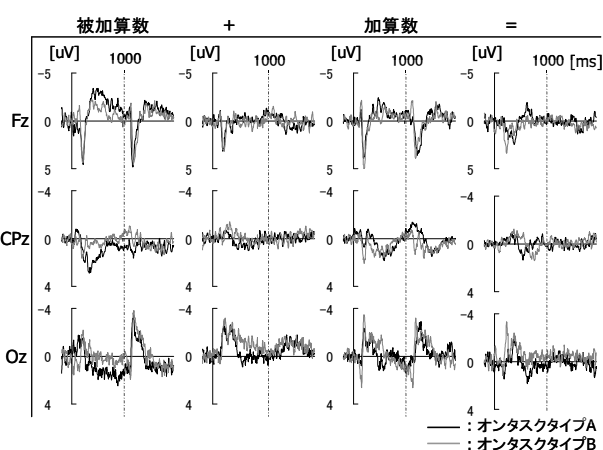


図8 ERPの導出結果

### 5.2 ERPの導出

事象関連電位(ERP)とは心理的作業や課題の付加によって惹起される脳波のことである[Picton 00]。刺激の認知や注意などに関連した成分であるが、電位が極めて小さいため、同じ刺激を反復して与え、各刺激の開始直後の脳波データを加算平均する。ERPの縦軸は電位を表し、一般的に下側が正の値(P: 陽性)、上側が負の値(N: 陰性)をとることが多い。ERPは、刺激時点から波形の頂点が現れるまでの時間(ミリ秒)である潜時で議論される。この極性と潜時を組み合わせるとP300のように表記する。頂点潜時は認知機能を反映し、振幅は情報の処理に動員される脳のリソースの量に依存していると言われており、様々な脳活動を調べるための指標となる。

本論文では、導出した64チャンネルのうち、まず脳全体を大局的に見るため、大脳の4つの領域の中の高度な機能を司る前頭葉、体性感覚など司る頭頂葉、視覚野である後頭葉に着目した[岡村 07]。前頭葉にあるFz、頭頂付近のCPz、後頭葉からはCPzとの距離を考慮してOzを選択し、この3つの部位を最初に着目する。

図8は、表示数が画面に残り続けるタイプAと、1画面に1文字のみ表示するタイプBのオントスクにおけるERPの導出結果である。縦軸の単位はマイクロボルトであり、横軸は4つのステージごとで時系列となっている。尚、プリトリガは200[ms]、1ステージは2000[ms]としてERPを求めた。

Fzでは数や記号の表示タイミングにあわせてP250が現れており、被験者において数や記号の認知作業が行われたことを示すものである。一方Ozでは、N150からN200が見られ、視覚に関係する作業の存在を示唆するものである。また、CPzは被加算数表示時と加算数表示時にゆるやかな変動が見られる。全時間的には、加算数表示後が最も大きな変動を示している。大局的に見て2つのタイプによる大きな違いは見出せないが、「=」表示時の脳波変動はタイプBの方が早いという結果を得た。

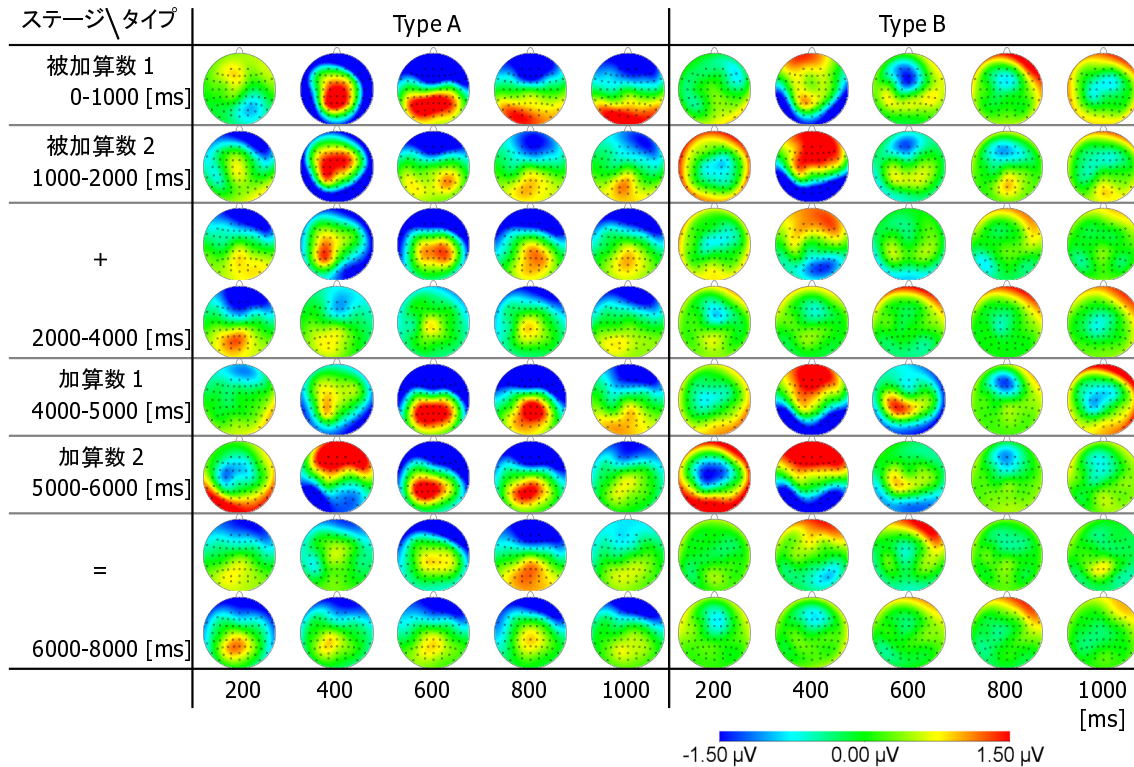


図9 トポグラフィーの導出結果

### 5.3 トポグラフィー

ERPをもとに電位変動の様子を視覚化したものがトポグラフィーである。トポグラフィーの長所は、脳の電気的変動を時空間の視点で捉えることができる点である。すなわち、マクロ的に陽性電位や陰性電位の分布や出現の様子がわかるため、個々の計算プロセスに着目した電位の特徴の違いを見出すことが可能である。図9は、2桁加算問題であるオントスク時の電位変化をトポグラフィーによって示したものである。

オントスクタイプAとオントスクタイプBをマクロ的に比較すると、ともに数や記号が呈示された直後に激しい電位の変化が見られる。しかし、細かな点において両者の変化の特徴に違いが見られる。最も差の大きな部位は、頭頂から後頭葉にかけての視覚野であり、数字が常時残っているタイプAの方がより視覚的な活動を行っていることから、陽性電位の出現時間が長いという結果を得ている。一方、1文字ずつ画面に現れるタイプBは、タイプAと異なり前頭葉の陽性電位が目立っており、数と記号の呈示に合わせて急激に電位変化が生じていることが確認できる。この結果から、タイプBは計算問題を解くために前頭葉を使い、短期記憶や数の処理をより集中して行っていることが示唆される。

このような視覚化されたデータを人間が見る場合、必然的に時空間上で目立った陽性電位や陰性電位の箇所に注目することが多い。この人間の感じる興味深さをサポートし、処理の自動化や機械化を図るため、拡張した特異性指向マイニング技法を適用する。

### 5.4 特異性指向マイニング技法の適用結果

認知実験により得られた多チャンネル脳波(ERP)データにおいて、ERPデータの電位、傾きの各要素に対し、時空間の観点から特異性マイニング技法の適用を試みた。ブロック化のためのサンプル数を50とし、マイニング対象データの時間間隔を50[ms]とした。5.3においてトポグラフィーから判断できるマクロ的な特徴に対し、特異性指向マイニング技法による機械的な特異性の導出結果がどのように求まるのかについて、5.4と5.5で実例を示しながら説明する。

時間-電位、時間-傾き、空間-電位、空間-傾きの4つのマイニングにおいて、時間的な特異値の変化と、異なるタスクによる特異値の差について議論するため、特異値の変動に着目し、変動の傾向が最も異なる2つの部位(F8とP6)を取り上げる。図10にオントスクタイプA、オントスクタイプBにおける4つのマイニングの特異値変動を示す。F8は左前頭葉に位置し、P6は頭頂葉から少し左斜め後ろに位置している。尚、異なるマイニング間で特異性の大小を平等に比較するため、閾値が100になるように各々のPF値を正規化し、特異値が100を超えた場合に特異であると判定した。閾値の式(2)の $\beta$ について、シミュレーションよりも実データのほうが空間的な差が小さいと見て、時間と空間の電位マイニングでは0.4、時間と空間の傾きマイニングでは0.5と定めた。

どちらの部位も刺激提示があったタイミングで特異値が増加していることが確認できる。しかし、刺激提示方法の違いにより、2つの部位の特異性が異なっているこ



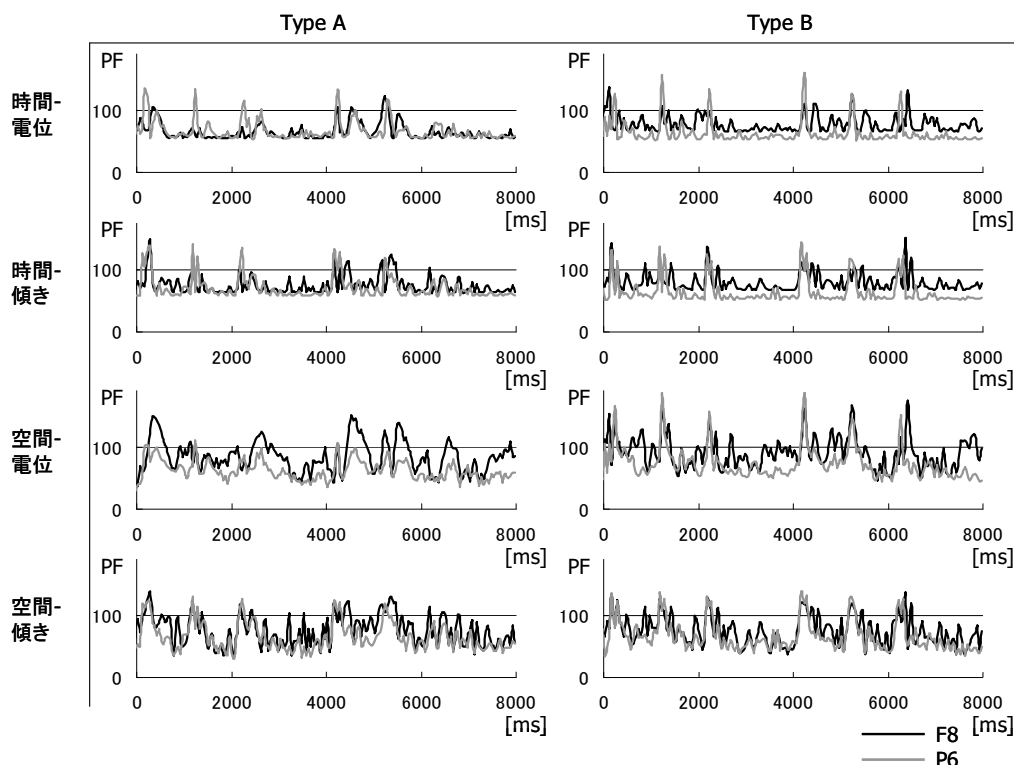


図 10 特異値の比較 (タイプ A とタイプ B)

とが確認できる．P6 は刺激提示時を除いて概ね電位がフラットである．そのため，時間的な特異性を検出する時間-電位マイニングと時間-傾きマイニングでは，刺激提示時間に特異値が急激に高くなり，空間的な特異性を検出する空間-電位マイニングと空間-傾きマイニングでは概ね特異値が低い．これに対し F8 は刺激提示に関らず，他の部位と相対的に比較してより高い電位の値をとっている時間帯が長い．そのため，時間特異性は低いが高空間特異性が高く，空間的に興味深い部位であると判断できる．

### 5.5 特異性の視覚化

図 10 では，ある特定の部位に対して 4 つのマイニング結果を時系列で示すことができた．さらに，時空間的に他と異なる興味深いデータ箇所を視覚的に把握するため，興味深さの指標である PF 値をもとに特異性指向トポグラフィーの作図を行った．提案する特異性指向トポグラフィーは，従来の電位トポグラフィーと部位や時系列の視点は同じであるが，時間や空間，あるいは電位や傾きなどの属性に応じて，より値の離れた特異なデータ箇所が強調されて描画される．これにより，特異性指向マイニング技法による特異性の数値的な判断のみならず視覚的かつ直感的な判断が新たに可能となる．

図 11 に時間-電位マイニングの特異性指向トポグラフィーを示す．閾値の 100 を越える箇所を特異箇所と見なす．8 秒間にわたる一連の計算プロセスの中で，電位についてどの時間が他の多くの時間と異なっているのかを時空間的に示したものである．

図 11 より，被加算数呈示時と加算数呈示時における刺激呈示 400 ミリ秒後付近が，他の多くの時間のデータと異なっていることがわかる．これは，計算活動の開始時間や休止時間を反映しているものと見なすことができる．また，大局的に見てタイプ A とタイプ B は大きな差はないもののタイプ B のほうが特異な時間が短い結果を得ている．集中力を伴うタイプ B では，数や記号に対する集中した処理を行っていることが示唆される．

図 12 に空間-電位マイニングの特異性指向トポグラフィーを示す．閾値の 100 を越える箇所を特異箇所と見なす．8 秒間にわたる一連の計算プロセスの中で，ある時刻において特異な電位の値を持つ部位はどこであるかを時空間的に示したものである．

図 11 と同様，刺激呈示 400 ミリ秒後付近が，最も興味深い電位であることがわかる．また，刺激呈示 400 ミリ秒後付近において，前頭葉の一部と左右の後頭葉で明瞭に高い特異値を示している一方，他の多くの時間帯では，空間内の大きな差は見られないことが確認できる．

これらの結果は，図 8 の ERP や図 9 のトポグラフィーを人間が観察し，他と異なる時間帯や部位はどこのかと判断した結果をサポートしていると捉えることができる．一方で，特異値は元のデータが正の値であるのか負の値であるのかを考慮しないため，特異値の大小だけで陽性電位や陰性電位，あるいは傾きの正負を議論できないということを留意しなければならない．この問題は，マイニングの際のフィルタリング処理によって，必要に応じて陽性電位や陰性電位などの情報提供やふるい分けを

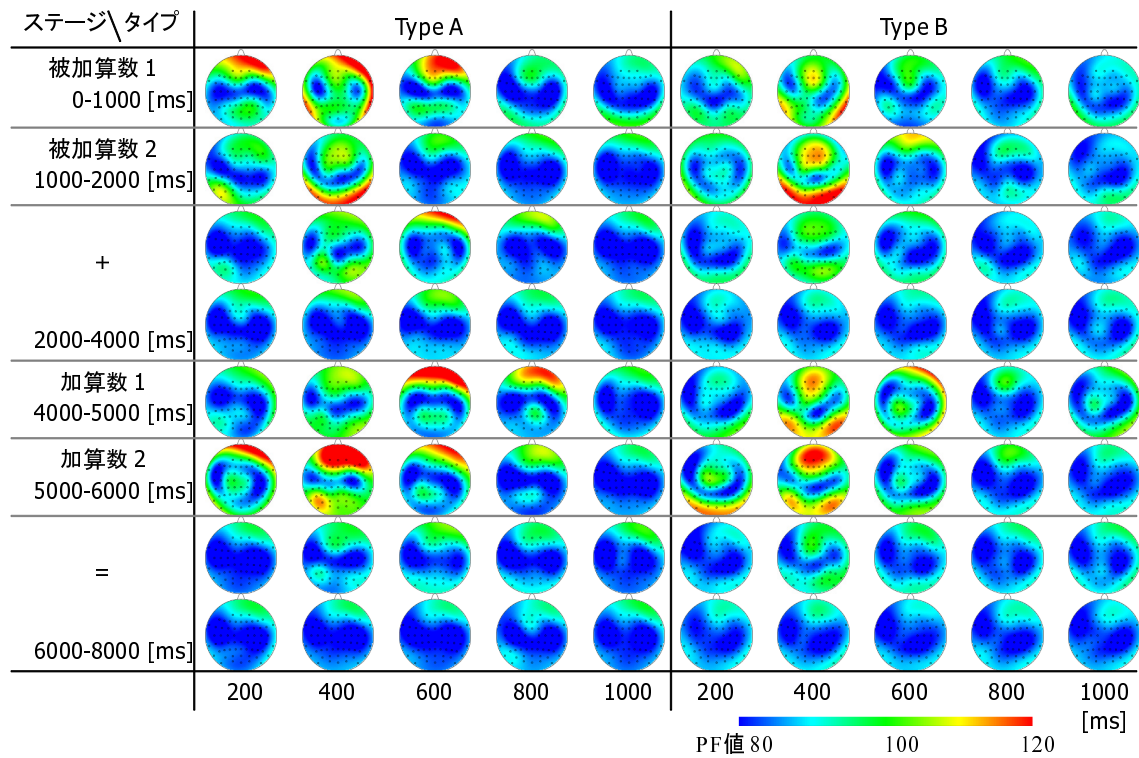


図 11 特異性指向トポグラフィー（時間-電位マイニング）

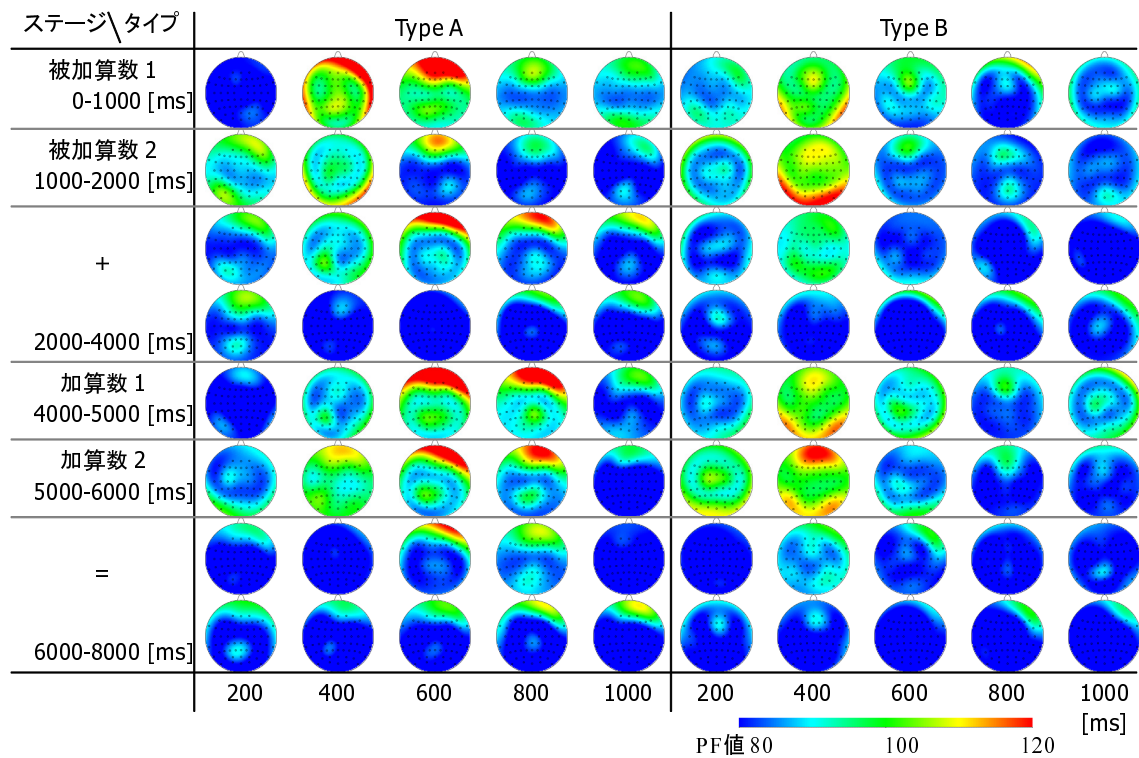


図 12 特異性トポグラフィー（空間-電位マイニング）



行うことで対応できる．このような特徴を踏まえた上で，本提案手法は，特異性に基づく波形の事前診断や，トリガ信号の不明な脳波データに対する時空間的に特異な興味深いデータ箇所の指摘などに有効であり，将来の特異性分析のエージェント化や自動診断化に対応できると考えられる．

## 6. ま と め

本論文において，シミュレーション波形と認知実験によって得られた多チャンネル脳波 (ERP) データを実例として，波形の電位，傾きの 2 つの要素に対し，時空間の観点から特異性に着目した多視点脳波データマイニング技法の提案と実脳波への適用を行った．認知実験によって得られる多チャンネル脳波データは，時間や空間やタスクといった複数の属性を持っている．このような特徴を持つデータに適応するため，従来の単一属性に対して行われてきた特異性指向マイニング技法を拡張し，時間と空間の 2 つの属性に対応させた．

提案手法は，シミュレーション波形に含まれる突出した値や傾きについて，相対的に見て他の多くとは異なるデータ箇所を抽出することを可能にした．一方，脳波データに対して，提案手法によって導出された特異な部位や時間帯は，時空間的に他とは異なる著しい電位や変動を示す箇所と一致しており，多チャンネルの波形データに潜む興味深く特異なデータ箇所を数値化して抽出できることも確認した．また，従来の電位トポグラフィーを発展させた特異性指向トポグラフィーを提案し，時空間上の特異データ箇所を色相や色の濃淡で視覚的に判断できるようにした．以上の結果から，脳波計測装置や個人の違いに影響を受けず，外れ値や異常値検出に見られる電位や傾きの閾値に依存した方法と異なる方法で，興味深く特異なデータ箇所の抽出を可能にした．

今後の課題は，閾値に関するパラメータの自動設定方法や，実脳波データに対する専門家の客観的な評価，fMRI データなどの画像データや MEG などの波形データにも対応した，多視点・多面的特異性指向脳データ分析への発展などがあげられる．

## 謝 辞

本研究の一部は独立行政法人日本学術振興会科学研究費基盤研究 B (課題番号 18300053)，及び財団法人テレコム先端技術研究支援センター SCAT 研究費助成の補助による．最後に，脳波データ採取のための実験装置や助言などで御協力いただいた北京工業大学，実験実施のためのボランティアをお願いした北京工業大学 WIC の教員と学生の皆様，並びに特異性指向マイニング技法に関する助言をいただいた前橋育英短期大学の島大島宗哲講師に謹んで感謝の意を表します．

## ◇ 参 考 文 献 ◇

- [Banquet 73] Banquet, J. P.: Spectral analysis of the EEG in meditation, *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, Vol. 35, pp. 143–151 (1973)
- [Consularo 01] Consularo, L. A., Lotufo, R. A., and Costa, L. F.: Data Mining Based Modeling of Human Visual Perception, in *Medical Data Mining and Knowledge Discovery*, pp. 403–431, Physica-Verlag (2001)
- [長谷 05] 長谷 まり子, 太田 裕治: 脳波と Brain Computer Interface, *Journal of Human Environmental Engineering*, Vol. 7, No. 2, pp. 198–199 (2005)
- [井口 96] 井口 弘和, 石井 直宏: 波形パターン認識法による作業時脳波変動の特徴抽出, 電子情報通信学会論文誌, Vol. J79-D-2, No. 1, pp. 123–127 (1996)
- [Kim 97] Kim, K. H., Kwon, J. H., Lee, D. H., and Kim, S. I.: The 3D brain topography based on PC, in *Proceedings of the 19th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology society Vol.4*, pp. 1599–1601 (1997)
- [森 01] 森 昭雄, 大友 英一: 脳波による痴呆の解析, 日本認知神経科学会, Vol. 3, No. 1, pp. 45–48 (2001)
- [Motomura 07] Motomura, S., Hara, A., Zhong, N., and Lu, S.: An Investigation of Human Problem Solving System: Computation as an Example, in *Rough Sets and Intelligent Systems Paradigms, LNAI 4585*, pp. 824–834, Springer (2007)
- [Motomura 08] Motomura, S., Hara, A., Zhong, N., and Lu, S.: POM Centric Multi-aspect Data Analysis for Investigating Human Problem Solving Function, in *MCD 2007, LNAI 4944*, pp. 252–264, Springer (2008)
- [Ohshima 05] Ohshima, M., Okuno, T., Fujita, Y., Zhong, N., Dong, J., and Yokoi, H.: Spiral Mulei-Aspect Hepatitis Data Mining, in *Active Mining, LNAI 3430*, pp. 213–238, Springer (2005)
- [Ohshima 07] Ohshima, M., Zhong, N., Yao, Y. Y., and Liu, C.: Relational Peculiarity Oriented Mining, *Data Mining and Knowledge Discovery, an International Journal*, Vol. 15, No. 2, pp. 249–273 (2007)
- [岡村 07] 岡村 法宜: 長時間の計算作業による精神疲労が事象関連電位 P300 に及ぼす影響, 産業衛生学雑誌, Vol. 49, pp. 203–208 (2007)
- [Picton 00] Picton, T. W., Bentin, S., Berg, P., Donchin, E., Hillyard, S. A., Johnson, R., et al.: Guidelines for using human event-related potentials to study cognition, *Recording standards and publication criteria*, Vol. 37, pp. 127–152 (2000)
- [時永 84] 時永 祥三: 特徴の言語的記述による時系列データ管理-脳波への ARMA モデルのあてはめによる, 電子情報通信学会論文誌, Vol. J67-D, No. 10, pp. 1099–1106 (1984)
- [章 99] 章 忠, 中堀 智之, 川畑 洋昭: 高速ウェーブレット変換およびその脳波解析への応用, 日本機械学会論文集 (C 編), Vol. 65, No. 632, pp. 1915–1921 (1999)
- [Zhong 03] Zhong, N., Yao, Y. Y., and Ohshima, M.: Peculiarity Oriented Multi-Database Mining, *IEEE Transaction on Knowledge and Data Engineering*, Vol. 15, No. 4, pp. 952–960 (2003)
- [Zhong 05] Zhong, N., Hu, J., Motomura, S., Wu, J. L., and Liu, C.: Building a Data Mining Grid for Multiple Human Brain Data Analysis, *Computational Intelligence, An International Journal*, Vol. 21, No. 2, pp. 177–196 (2005)

[担当委員: 津本周作, 山口高平]

2009 年 4 月 27 日 受理

---

著 者 紹 介

---



本村 信一

1999 年九州工業大学情報工学部制御システム工学科卒業．  
アルパイン株式会社入社，退職を経て，2005 年前橋工科  
大学大学院システム情報工学専攻修士課程修了．現在，同  
大学院博士課程在学中．特異性指向マイニング，脳情報学  
の研究に従事．



鍾 寧(正会員)

1982 年北京工業大学計算機科学系卒業．1995 年 3 月東京  
大学大学院理工学研究科博士課程修了．博士（工学）．山口  
大学工学部講師，助教授を経て，2001 年 4 月より前橋工  
科大学教授．データマイニング，ウェブインテリジェンス，  
脳情報学，などの研究に従事．IEEE シニアメンバー，情報  
処理学会，AAAI，ACM，IEEE-CS，IEEE-SMC 各会員．