

## 電車ノイズを含む地電位差データからの 矩形状地震前駆的シグナル自動抽出

石川千里<sup>†1</sup> 豊島良美<sup>†1,\*1</sup> 高田雅美<sup>†1</sup>  
長尾年恭<sup>†2</sup> 城和貴<sup>†1</sup>

地電位差データに稀に含まれる異常電流を地震前駆的シグナル (SES: Seismic Electric Signals) として検出することで地震の予知を図る手法がある。強い電車ノイズを含む地電位差データから SES を検出するために、独立成分分析 (ICA: Independent Component Analysis) を地電位差データに適用し、電車ノイズを分離することが試みられており、結果として ICA が有効であることは確認されている。また、地震予測を迅速に行うためには、ノイズを分離したデータから自動的に SES を検出する手法が必要である。本稿では、ICA を用いて電車ノイズを分離した結果から、自動的に SES を検出する手法について提案する。新潟県中越地震の SES を含むと考えられる地電位差データに対して提案手法を適用する実験を行い、適用結果と地震発生データの関連調査を行う。

### Extracting Rectangular Wave from Telluric Current Data Containing Train Noise

CHISATO ISHIKAWA,<sup>†1</sup> YOSHIMI TOYOSHIMA,<sup>†1,\*1</sup>  
MASAMI TAKATA,<sup>†1</sup> TOSHIYASU NAGAO<sup>†2</sup>  
and KAZUKI JOE<sup>†1</sup>

Earthquake predictions are tried by extracting seismic electric signals (SES), which are sometimes contained in telluric current data (TCD). TCD observed in Japan is also containing strong train noise. To separate train noise from TCD, independent component analysis (ICA) has been applied for TCD. The result shows high effect of ICA to separate train noise. However, SES have not been detected in the experiments. In this paper, we approach auto-detection of SES from data, which are separated TCD by ICA. As an experiment of our method, we apply the method to TCD, which may contain SES of The Mid Niigata Prefecture Earthquake in 2004. We also investigate correlation between the result of the experiments and information of earthquake occurrence.

### 1. はじめに

地震国であるといわれている日本は、過去に幾度となく、大地震によって甚大な損害を受けている。この地震による損害を軽減するためには、地震の発生を予測することが重要である。地震の被害を最小限に食い止めるためには数週間から数日単位の未来における地震発生を予測する短期予測が必要であり、地震短期予測手法の確立が望まれている。

地震短期予測手法として、電磁気学的な観測データを用いた様々な手法が研究されている。電磁気学的な短期予測手法は、地震が発生する前に生じる岩石圧縮・岩石破壊などによる電磁異常を地震前駆的シグナルとして検出し、地震の短期予測を試みる手法である<sup>1)</sup>。地震前駆的シグナルが含まれると考えられるデータは ULF 帯<sup>2)</sup> や FM 放送波<sup>3)</sup>、地電位差<sup>4)</sup> などが存在する。電磁気学的な地震短期予測の方法の 1 つに、VAN 法という、地面に埋めた電極で地電位差の電圧を測定し地電位差に稀に含まれる異常電流を地震前駆的シグナル (SES: Seismic Electric Signals) として検出することで地震の予知を図る手法がある<sup>5)</sup>。日本で VAN 法を用いる場合、“強い電車ノイズが地電位差データに混入するため目視での SES の検出が困難である” という問題が生じるため、有効なノイズ処理が必要である。この問題を解決するために、独立成分分析 (ICA: Independent Component Analysis) を地電位差データに対して適用することで電車ノイズを分離し、SES を目視検出できるようにするという試みがされている<sup>6),7)</sup>。実際の地電位差データからの SES の検出には至っていないが、計算時間が短く、合成データに対して良好な結果が得られていることから、本稿においても ICA をノイズ分離処理として採用する。本稿では ICA の適用結果から自動的に SES を検出する手法について提案し、実データに対する適用実験を行う。実データとして、新潟県中越地震震源地点から約 100 km 離れた<sup>\*1</sup>長野県・松代観測点で観測されたデータを用いる。

<sup>†1</sup> 奈良女子大学大学院人間文化研究科  
Graduate School of Humanities and Sciences, Nara Women's University

<sup>†2</sup> 東海大学地震予知研究センター  
Earthquake Prediction Research Center, Tokai University

\*1 現在、富士通株式会社ミドルウェア事業本部  
Presently with Middleware Business Unit, Fujitsu Limited

\*1 本稿では、 $\sqrt{\text{地上距離}^2 + \text{震源の深さ}^2}$  を地電位差観測点と地震発生地点の距離として扱う。

## 2. 電磁気学的手法を用いた地震予測

### 2.1 VAN 法

地震発生の数週間から数時間前に、岩石変形や微小破壊により、電流が発生すると考えられている。この電流の変化を検出し、短期的に地震を予測する方法が考えられた。この岩石圧縮・破壊による電流の変化は地震前駆的シグナル (SES: Seismic Electric Signals) と呼ばれる。

ところで、地中には直流電車や工場からの漏洩電流や、雷活動のように、様々な原因で電流が流れている。これらの電流は SES を検出する際のノイズとなる。VAN 法では、測線と呼ばれる電極の対をいろいろな間隔や方向に埋め込み、電極間の電位差を測定することで、電流の変化の観測を行う。一般に各観測点には、100メートル程度の測線と、数キロ程度の測線が複数本設置される。1つの観測点に設置した複数の測線を同時に観測することで、ノイズと SES の区別を試みることが VAN 法の特徴である。SES は、測定された電位差の時系列データ内に次の特徴を持った波形として現れると考えられている。

- 片振幅の波形
- 立ち上がり方が急激
- 継続時間が 10 秒から数十分、まれに数時間

VAN 法を用いた地震予測は、1981年にギリシャで始められ、マグニチュード 5.5 以上の地震の予測については良好な予測結果が得られている。日本においても、ギリシャの VAN 法と同様の観測手法によって、1999年1月17日未明に矩形波の電位変化が観測されており、1999年1月28日に観測点から距離約 30 km において発生した地震 (M4.8, 震源の深さ約 9.4 km) の SES であると考えられている。図 1 左は、SES が発生した時間帯の電位変化を示すグラフである。1時35分から2時05分にかけて、矩形状に電位が変化しているのが確認できる。しかし、日本はギリシャと異なり、電車の線路から十分に離れた地点に測線を設置することができないため、日本で観測される地電位差には、強力な電車のノイズが含まれてしまう。図 1 右は 1999年1月17日の1日間の電位変化を示すグラフである。6時ごろから23時ごろにかけて電車によるノイズが強く含まれている。図 1 左に示した SES は電車が走っていない時間に現れているため確認しやすいが、電車の走っている時間帯から SES を見つけることは専門家でも困難であるといわれている。

### 2.2 地電位差データ

日本では地電位差の観測点が、1998年までに東海・北陸地方を中心に、42地点に設置さ

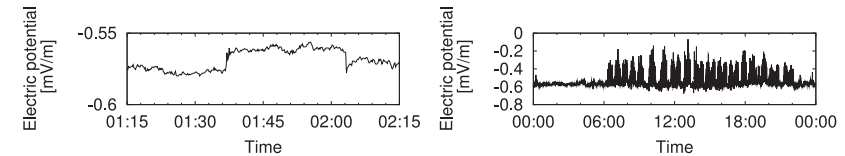


図 1 1999年1月17日の松代観測点の地電位差 (左: 1時15分から2時15分, 右: 1日間)  
Fig. 1 TCD (17th of January, 1999, Matsushiro, Nagano), (left: from 1:15 to 2:15, right: a whole day).

れた。地電位差の測定には、1本の測線として、長さ 40 cm・太さ 3 cm 程度の鉛-塩化鉛平衡電極が 2本1対で用いられている。

各観測点では 8 または 16 本の測線がそれぞれ異なった方向に埋設されている。これらの測線を、dp.1, dp.2, ..., dp.16 と呼ぶ。地電位差は、測線ごとに決められた時間間隔で測定され、地電位差データとして保存される。

本稿では、松代観測点で観測された 10 秒間隔の地電位差データを用いる。解析を適用する前に、観測値を測線の長さで割り、1メートルあたりの電位差 (=電界) という単位に変換する処理を加える。

## 3. SES 分析のためのノイズ分離手法

### 3.1 関連研究

ノイズを含む地電位差データから SES を検出するための解析処理として、回帰分析を用いたもの<sup>8)</sup>、主成分分析を用いたもの<sup>9)</sup>があるが、電車ノイズの影響が強く出ているデータに対する有効な手法は確立されておらず、より強力な分離手法が求められている。電車ノイズを除去するための方法として、機械学習の適用が考えられる。小金山らは機械学習の1つであるニューラルネットワークに特定地域の電車ノイズのパターンを学習させ、地電位差データから除去することに成功している<sup>10)</sup>。その一方で、学習に膨大な計算時間を必要とするという問題も指摘している。計算時間の問題の解決をはかるため、小金山らは、SES と電車ノイズの信号が統計的に独立しているという性質を利用し、独立成分分析 (ICA) の適用によるノイズ分離を試みている<sup>6),7)</sup>。実データの電車ノイズが現れる時間帯からの SES の発見には至っていないが、ICA によって電車ノイズが高い確率で正確に分離できること<sup>6)</sup>、電車ノイズと矩形波を足し合わせて作られた合成データに ICA を適用すると矩形波が確認しやすくなること<sup>7)</sup> を確かめている。

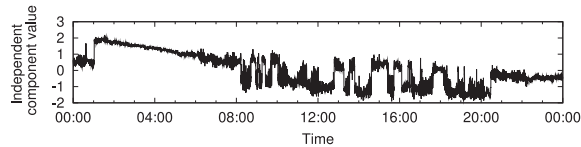


図2 2004年10月24日のデータに対するICA適用結果  
Fig. 2 Result of ICA application for TCD (24th, October, 2004).

### 3.2 ICA

ICAとは、統計的に独立した源信号が、未知の割合で混合されて観測される混合信号より、源信号を推定する技術である<sup>11)</sup>。推定したい源信号と同数の混合信号がICAの入力値として用いられる。ICAの計算時間はニューラルネットワークと比較して格段に短い。現在、ICAのアルゴリズムとして様々なものが考えられている。本稿では、CuBICA3を使用する<sup>12),13)</sup>。CuBICA3では、統計的に独立であるという性質を、3次キュムラントを大きくすることと置き換えて考えられた更新則が用いられている。

### 3.3 ICA適用予備実験

文献7)が公開された約2年後である2004年10月23日に長野県松代観測点から約100km離れた地点で新潟県中越地震が発生している。本震のマグニチュードは6.8を記録し、本震後も震度4以上の大きな余震が多数発生している。2004年に松代観測点で観測された地電位差データには、それらの地震のSESが含まれていると考えられる。そこで、地電位差データに対するICA適用の予備実験として、新潟県中越地震発生の前日、当日、翌日である2004年10月22日、23日、24日の計3日間のデータに対してICAの適用を試みる。本予備実験では、dp.1, dp.2, dp.3で観測されたものを用いる。入力データ長は1日に相当する8,640点とする。

ICA適用結果のうち、顕著な特徴が確認できる24日の独立成分の1つのグラフを図2に示す。図2には、矩形状の波形が多数確認できる。これは、新潟県中越地震本震発生以降に多数発生した余震のSESである可能性がある。しかし、機器のノイズなどによって矩形状の波が生じることがあるともいわれており、ここでこれらをSESであると判断することはできない。本稿では、矩形状のSESと、SESである可能性がある矩形状の波形を、矩形波と呼ぶ。

## 4. 矩形波自動検出

### 4.1 自動検出法

関連研究である文献7)のICA適用実験において、分離された結果のうちに含まれるSESに対応する波形は、2.1節において述べたSESの特徴に加えて、“平均値の上昇幅と同程度の振幅を持つノイズが残余している”という特徴がある。こういった特徴を持つ矩形波を自動的に検出するために、電位の平均値の急激な変化が存在する範囲を検出するための処理を適用し、その処理によって検出された範囲に対して、さらに変化点を検出するための処理を適用する。以降、範囲を検出するための処理を矩形波存在範囲検出、検出範囲から変化点を検出するための処理を矩形波エッジ検出と呼ぶ。

#### 4.1.1 矩形波存在範囲検出

長さ $L$ のデータ列 $a_n$  ( $n = 0, 1, \dots, L-1$ )に含まれる長さ $N$  ( $N \leq L$ )の部分データ列 $a'_n = a_{n+i_s}$  ( $n = 0, 1, \dots, N-1$ ), ( $0 \leq i_s \leq L-N$ )に着目する。 $a'_n$ 内で急激に電位の平均値が変化しているかどうかを判別し、 $a'_n$ 内での矩形波発生の検出を行う。もし、電位の平均値が急激に変化していれば、値の分布は分裂すると考えられるので、電位の分布が多峰型であるときに、その範囲で矩形波が発生していると判別する。

$a'_n$ における矩形波発生判別は次のようにして行う。

- (1)  $a'_n$ の最小値, 最大値を求め、それぞれ $a'_{min}$ ,  $a'_{max}$ とおく。
- (2)  $a'_n$ にフィルタ長が $(2M+1)$ のメディアンフィルタを適用し、の結果を $\hat{a}'_n$ とおく。
- (3)  $\hat{a}'_n$ の度数分布を、最小値 $a'_{min}$ , 最大値 $a'_{max}$ , 階級数 $H$ , 階級幅 $((a'_{max} - a'_{min})/H)$ として求める。
- (4)  $j$ 番目 ( $j = 0, 1, \dots, H-1$ )を中心とした、階級差 $K$ 以内の階級の中で最大の度数をとる階級を求める。最大値をとるのが $j$ 番目の階級であり、その度数が閾値 $T$ 以上であれば、 $j$ 番目の階級を1つの峰の頂点と見なす。
- (5) (4)において、峰の頂点数が1であれば単峰形、2以上であれば多峰形と判別する。

着目する数値データ列 $a'_n = a_{n+i_s}$ を $i_s \leftarrow \Delta i_s + i_s$ として $\Delta i_s$ ずつシフトさせていき、それぞれの範囲で(1)~(5)を適用する。ここで、 $\Delta i_s \leq N$ のとき、重なった範囲もしくは隣接した範囲において、矩形波が発生していると判別されることがある。この事象が発生した場合は、重なった範囲や隣接した範囲を長さ $N'$ の1つの矩形波存在範囲として扱う。

#### 4.1.2 矩形波エッジ検出

4.1.1項の範囲検出で多峰形の度数分布を持つと判別された長さ $N'$ の数列 $a''_n$  ( $n =$

0, 1, ..., N' - 1) において急激に電位の平均値が変化する点を検出し, 矩形波エッジとする. 矩形波エッジを検出するために, 次の式で表されるシグモイド関数との相関係数を利用する.

$$g[n, c] = \frac{1}{1 + \exp(n - c)}, (n = 0, 1, \dots, N' - 1) \quad (1)$$

( $c = 0, 1, \dots, N' - 1$ ) とし,  $a_n''$  と  $g[n, c]$  の相関係数の絶対値を最大にする  $c$  を矩形波エッジの発生時間 (矩形波エッジ時間) とする.

#### 4.2 矩形波自動検出適用方法

4.1 節の手法を用いて矩形波を自動的に検出する前に, ICA を適用して矩形波と電車ノイズを分離する. 3.2 節で述べたように, ICA には推定する源信号と同数の混合信号を入力する必要がある. 本稿では, 1 度に入力するデータ数を, 同時入力データ数と呼ぶ.

観測データには観測機器によるエラーやノイズが混入する. エラーやノイズの影響によって, ICA による矩形波分離が失敗すると, SES を逃してしまう恐れがある. あらかじめ同時入力データ数以上の数の観測データを用意しておき, その中から同時入力データ数分の観測データを組み合わせる. 本稿では, 用意する観測データの数を候補データ数と呼ぶ. 同時入力データ数を  $N_{IN}$ , 候補データ数を  $N_{ALL}$  とすると, データの組み合わせ方は  $N_{ALL} C_{N_{IN}}$  通りとなる.  $N_{ALL} C_{N_{IN}}$  通りの組み合わせ方すべてに対して ICA を適用し, ICA 出力結果すべてに対して 4.1 節の処理を適用する. そうすることで, エラーを含むデータ数が ( $N_{ALL} - N_{IN}$ ) 以下であれば, 有効な解析を実行できる組合せが 1 組以上存在することになる. 本稿では ( $N_{ALL} - N_{IN}$ ) から得られる値をエラー耐性と呼ぶ.

$N_{ALL} C_{N_{IN}}$  通りの測線組合せに対して, ICA 適用結果として  $N_{IN}$  の独立成分が得られる. すべての独立成分に対して個々に矩形波範囲検出および矩形波エッジ検出を適用するため,  $N_{ALL} C_{N_{IN}} \cdot N_{IN}$  の成分それぞれに対して矩形波エッジ時間が得られる.

矩形波エッジの時間差がデータ値として 10 点以内にあるものをすべて同一の矩形波エッジと見なして時間の平均をとり, それをその矩形波エッジの時間とすることで,  $N_{ALL} C_{N_{IN}} \cdot N_{IN}$  系列のデータを 1 つの系列の矩形波リストにまとめる.

#### 5. 合成データに対する適用

矩形波と電車ノイズの合成データを生成して教師データと見なし, それらから最もよく矩形波を検出できるように, 4.1.1 項で述べた矩形波範囲検出におけるパラメータを最適化する. 合成データの生成には, 文献 7) における ICA 適用実験と同様に, 1999 年 1 月 17 日

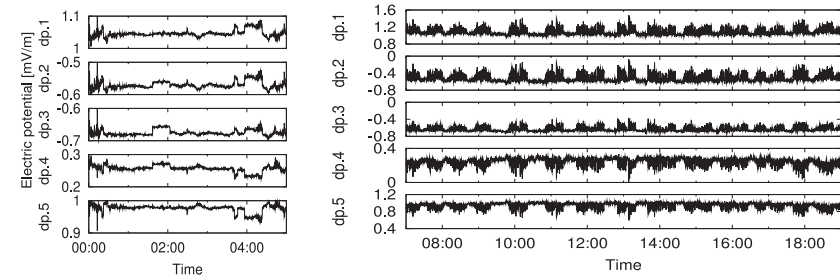


図 3 テスト用合成生成に用いるデータ (左: 矩形波, 右: 電車ノイズ)  
Fig. 3 TCD used for test data (left: rectangular wave, right: train noise).

に松代観測点で観測されたデータを使用する.

本稿では, 松代観測点で観測される独立成分を「電車ノイズ成分」「矩形波を含む成分」「その他のノイズ成分」と推定し, 観測データをこの 3 成分に分離すべく, 同時入力データ数を 3 とする. また, 2 のエラー耐性があればよしとし, 候補測線数を 5 とする.

##### 5.1 テスト用合成データ生成方法

テスト用合成データの作成には dp.1, dp.2, dp.3, dp.4, dp.5 で観測されたデータを使用する. dp.1 ~ dp.5 は, 北向きから反時計回りに南向きまでほぼ等間隔の角度で設置されているため, この 5 測線ではほぼすべての方向に対応できる. 矩形波を含むデータとして, 電車ノイズが含まれない時間帯である, 0 時から 5 時の 5 時間分のデータを用いる. 電車ノイズのデータとして, ( $7 + i_t$ ) 時から ( $12 + i_t$ ) 時のデータを用いる. ここで, ( $i_t = 0, 1, \dots, 6, 7$ ) とすることで, 8 セットの電車ノイズデータを得る. 図 3 は, 使用した 1999 年 1 月 17 日の地電位差データである. 左が矩形波の時間帯, 右が電車ノイズの時間帯のグラフである. 図 3 左のデータの中には, 矩形波を含む成分以外に自然ノイズの成分が含まれていると考えられるため, ICA 適用によって矩形波成分と自然ノイズ成分を分離する. ICA の適用結果として得られるのは単位のない独立成分であるため, 擬似データとして用いるためには [mV/m] 単位のレベルに復元する必要がある. 文献 7) に従い, それぞれの測線に対して矩形波成分のレベル復元を行う. 5 測線の中から 2 測線を選ぶ選び方すべてに対して, それぞれに処理を適用する. 適用結果を測線ごとに平均化し, 矩形波成分とする. 作成した矩形波成分データを図 4 左に示す.

それぞれの測線において, 矩形波成分を 8 セットの電車ノイズそれぞれに足し合わせ, その結果をテスト用合成データとする. 合成データの例として, 矩形波成分と 7 時から 12 時



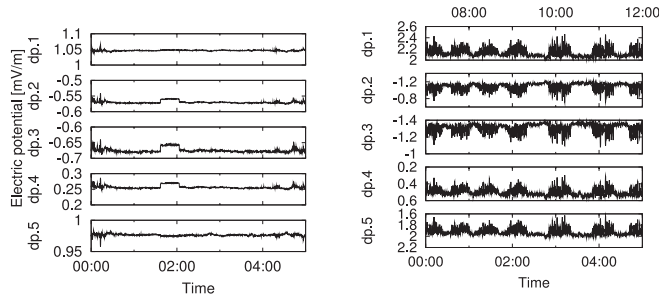


図 4 テスト用データ (左: 矩形波成分, 右: 合成データ例 [( 矩形波成分 )+(7 時から 12 時の電車ノイズ)])  
 Fig. 4 Processed TCD for test data (left: Components of rectangular wave, right: example of test data [(components of rectangular wave)+(train noise from 7:00 to 12:00)]).

表 1 矩形波検出パラメータの値設定

Table 1 Parameter of detecting rectangular wave.

パラメータ名	$p_{min}$	$p_{max}$	$p_d$
$N$	60	180	10
$M$	1	10	1
$H$	10	$N/6$	5
$K$	$H/4$	$H/2$	2
$T$	$N/H$	$2N/H$	2

のデータを足し合わせて生成したデータのグラフを図 4 右に示す。なお、図 4 右の上部横軸は電車ノイズに対応した時間を、下部横軸は矩形波成分に対応した時間を表している。

## 5.2 適用実験

### 5.2.1 実験概要

4.1.1 項で述べた矩形波存在範囲検出には、着目範囲  $N$ 、メディアンフィルタ近傍数  $M$ 、ヒストグラム階級数  $H$ 、ヒストグラム内最大値検索幅  $K$ 、ヒストグラム度数閾値  $T$  の 5 つのパラメータが存在する。より正確に矩形波を検出できるパラメータの組合せを探るために、様々なパラメータ設定のもとで合成データに対して処理を適用する。そして、それぞれの結果を矩形波の検出率、誤検出率の観点から評価する。各パラメータ  $p$  は、

$$p = p_{min} + p_d \cdot i_p, (p_{min} \leq p \leq p_{max}, i_p \text{ は非負整数}) \quad (2)$$

となるような値をとる。パラメータに対する  $p_{min}$ 、 $p_{max}$ 、 $p_d$  を表 1 に示す。

以上より 5,620 組のパラメータ設定が得られる。

### 5.2.2 評価方法

合成データに用いた矩形波データでは、582 点目および 739 点目において、矩形波のエッジが存在する。残留ノイズの影響による誤差も考慮し、結果として出力される矩形波リストに含まれている  $582 \pm 10$ 、 $739 \pm 10$  のエッジ時間を持つものを正答検出と見なす。それ以外のエッジ時間を持つものは誤検出と見なす。正答検出の数を  $N_{correct}$ 、誤検出の数を  $N_{error}$  とおき、再現率  $RR$ 、精度  $PR$  を以下の式によって定義する。

$$RR = \frac{N_{correct}}{2} \quad (3)$$

$$PR = \frac{N_{correct}}{N_{correct} + N_{error}} \quad (4)$$

ここで、 $i_t$  時始まりの電車ノイズから作成した合成データから得られる矩形波リストに対する再現率および精度をそれぞれ  $RR_{i_t}$ 、 $PR_{i_t}$  とおく。以下の式によって求められる平均再現率  $\overline{RR}$ 、平均精度  $\overline{PR}$  を評価値として用いる。

$$\overline{RR} = \frac{1}{8} \sum_{i_t=7}^{14} RR_{i_t} \quad (5)$$

$$\overline{PR} = \frac{1}{8} \sum_{i_t=7}^{14} PR_{i_t} \quad (6)$$

一般に、再現率と精度はトレードオフの関係にある。本稿では、矩形波をより確実に検出できるように再現率の高さを重視する。再現率は、合成データから矩形波のエッジとして検出したい点を検出できた割合を表す値である。この値が高いほど、実データに適用する際に矩形波を逃さず検出できる可能性が高くなる。ゆえに、最も高い再現率が得られるパラメータ設定の集合の中で、最大の精度をとるものを最良パラメータ設定として選ぶ。

### 5.2.3 実験結果

パラメータ設定  $X(N, M, H, K, T)$  に対する評価値を  $\overline{RR}(X)$ 、 $\overline{PR}(X)$  と表す。 $\overline{RR}(X)$  の平均値  $E(\overline{RR}(X))$  は 0.784、 $\overline{PR}(X)$  の平均値  $E(\overline{PR}(X))$  は 0.168 である。図 5 は、本実験における再現率  $\overline{RR}(X)$  と精度  $\overline{PR}(X)$  の関係を表すグラフである。縦軸は  $\overline{RR}(X)$ 、横軸は  $\overline{PR}(X)$  である。グラフより、トレードオフの関係が確認できる。そのうちで、5.2.2 項で述べた最良パラメータ設定選択方法に従い、最も高い再現率 1 が得られるパラメータ設定の中で最も良い精度 0.44 が得られている  $X(N, M, H, K, T) = (150, 3, 15, 5, 20)$  を最良パラメータ設定  $X_{best}$  として選ぶ。

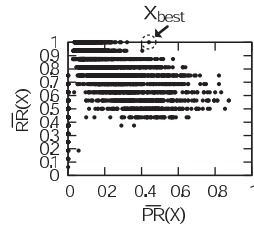


図5 再現率  $\overline{RR}(X)$  と精度  $\overline{PR}(X)$   
 Fig.5 Recall  $\overline{RR}(X)$  and precision  $\overline{PR}(X)$ .

次に、パラメータ  $N, M, H, K, T$  がそれぞれ再現率および精度に与える影響について確認する。 $\overline{RR}(X) \geq 0.8$  かつ  $\overline{PR}(X) \geq 0.2$  が成り立つとき、 $X$  は良好な結果が得られるパラメータ設定であるとする。良好な結果が得られるパラメータ設定について調査するために、パラメータごとに、設定値に対する良好な結果の取得確率を求める。 $N, M$  については、各設定値において、全結果内の設定値出現回数と良好結果内の設定値出現回数の比をとり、良好結果取得確率を算出する。値の意味を考慮し、 $H, K, T$  の設定値を以下のように正規化する。

$$H' = \frac{H}{N} \tag{7}$$

$$K' = \frac{K}{H} \tag{8}$$

$$T' = \frac{T \cdot H}{N} \tag{9}$$

$H', K', T'$  それぞれにおいて階級幅を設定し、各階級に対して良好結果取得割合を算出する。図6に、良好結果取得割合のグラフを示す。縦軸は良好結果取得割合、横軸は階級の最小値を表す。最も良好結果取得割合が高い設定値の階級は網掛けで示す。グラフより、 $N, M, K, H$  には良好結果取得割合が良い設定値の存在が確認できる。良好結果取得割合が最も高いパラメータ値を組み合わせたものを標準パラメータ設定  $X_{std}$  とおく。図6および式(7), (8), (9)より、

$$X_{std}(N, M, H, K, T) = (120, 4, 10, 3, 21)$$

が得られる。 $H, K, T$  に関しては、小数点以下を切り捨てて整数とした。 $X_{std}$  を用いて処理適用を行い、以下の評価値を得た。

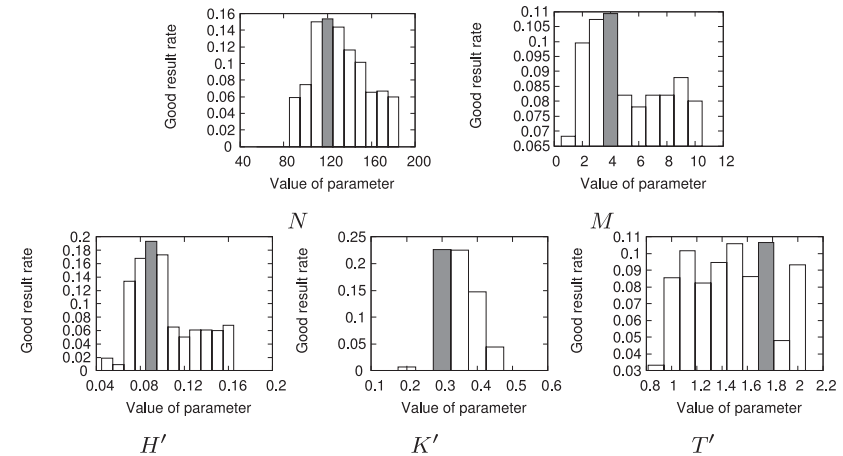


図6 パラメータ設定ごとの良好結果取得割合 ( $N$ : 着目範囲,  $M$ : メディアンフィルタ近傍数,  $H'$ : ヒストグラム階級数正規化値,  $K'$ : ヒストグラム内最大値検索幅正規化値,  $T'$ : ヒストグラム度数値正規化値)  
 Fig.6 Good result rate of each parameter ( $N$ : input range size,  $M$ : filter size,  $H'$ : histogram size,  $K'$ : range size of maximum value search in histogram,  $T'$ : threshold value in histogram).

$$\overline{RR}(X_{std}) = 0.938$$

$$\overline{PR}(X_{std}) = 0.237$$

以上の実験より、代表的なパラメータ設定として、

$$X_{best}(N, M, H, K, T) = (150, 3, 15, 5, 20)$$

$$X_{std}(N, M, H, K, T) = (120, 4, 10, 3, 21)$$

が得られる。

## 6. 実データに対する適用

5章で得られた  $X_{best}, X_{std}$  を矩形波検出の際のパラメータ設定として用いて、実データに対する適用実験を行う。処理適用は  $X_{best}$  と  $X_{std}$  それぞれに対して行う。

### 6.1 使用データおよび実験環境

実データとして、2004年に松代観測点で観測された1年分の地電位差データを使用する。このデータには、2004年に観測点から約100km離れた場所で発生した新潟県中越地震の前駆現象が含まれている可能性が高い。入力データには、5章の実験で使用した測線である dp.1, dp.2, dp.3, dp.4, dp.5 で観測されたものを使用する。

表 2 動作環境

Table 2 Operation environment.

OS	Vine Linux 3.3.6
CPU	Intel(R) Core(TM)2 Duo CPU E8400 @ 3.00 GHz
メモリ	DDR2 800 1 GB*4

表 3 実験結果

Table 3 Result of experiment.

パラメータ設定	総計算時間 [sec]	検出矩形波数
$X_{best} = (150, 3, 15, 5, 20)$	1,180	14,839
$X_{std} = (120, 4, 10, 3, 21)$	1,138	20,847

計算プログラムは表 2 に示す環境で動作する。

### 6.2 実験結果

実験結果に関する情報のうち、計算時間および検出矩形波数を表 3 に示す。 $X_{best}$  の設定では、ヒストグラム平均度数に対する T の値が高いため、 $X_{std}$  よりも少ない検出数となった。表 3 に示した計算時間は 366 日分の計算時間であるので、1 日分の計算がそれぞれ平均約 3.2 秒、3.1 秒で実行できていることが分かる。今後、自動検出適用を 2 通りのパラメータそれぞれを用いて行ったとしても、1 日分の自動検出を数秒で行うことができる。

### 6.3 統計情報および考察

#### 6.3.1 統計調査

検出した矩形波について統計データをとる。地電位差データは人間活動、特に電車ノイズの影響により、基本的に 1 日長の周期を持つ。したがって、1 日のうち、時間帯によって検出矩形波数がどのように変移するかをまず確認する。図 7 左は、発生時間ごとに検出矩形波数の統計をとって作成したヒストグラムである。これより、0 時から 5 時の時間帯で、多くの矩形波が検出されていることが分かる。電車ノイズによる影響が小さいため、矩形波の検出が容易になっていると考えられる。あるいは、早朝にしか現れない人工的な形状のノイズの存在も考えられる。図 7 右は、月別の矩形波検出数ヒストグラムである。グラフより、10 月の矩形波検出数が最も多いことが分かる。2004 年 10 月 23 日にはまさに新潟県中越地震の本震が発生しており、新潟県中越地震の影響が示唆される。

検出矩形波数と地震発生数の関係を確認する。地震データとして「気象庁一元化震源データ」から、松代の半径 150 km 以内で発生したマグニチュード 1 以上の地震を選出する。日ごとに検出矩形波数および地震発生数の統計をとり、それぞれグラフ化したものを図 8 に

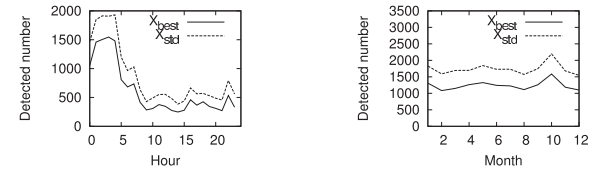


図 7 検出矩形波数の統計グラフ (左: 時間別, 右: 月別)

Fig. 7 The number of detected rectangular wave (left: per month, right: per hour of date).

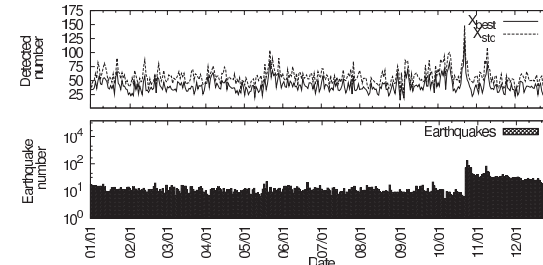


図 8 検出矩形波数 (上), 地震発生数 (下): ともに日別

Fig. 8 The number of detected rectangular wave (above) and earthquake occurrence (below): per date.

示す。視認性を高めるために地震発生回数のグラフの縦軸を対数で表す。地震発生回数については 10 月下旬, 11 月初旬に顕著な極大値が得られている。これらは新潟県中越地震とその他の余震によるものである。矩形波検出数においても 10 月下旬, 11 月初旬にそれぞれスパイク状の分布がみられる。

新潟県中越地震本震が発生した日の前後数日を 6 時間ごとに区切り、各時間帯において矩形波検出数および地震発生数を数え、グラフ化したものを図 9 に示す。検出矩形波数を折れ線グラフ、発生した地震の回数を棒グラフで表している。図 9 より、本震発生日の前々日から、0 時から 6 時の時間帯に多くの矩形波が検出されていることが分かる。また、本震発生日においては他の時間帯に関しても、比較的多くの矩形波が検出されている。

#### 6.3.2 相関調査

検出矩形波と地震発生の相関性および発生時間の差について調査するために、検出矩形波数と地震発生数を日ごとに統計して生成した離散時系列データから相互相関を求める。パラメータ設定  $X$  による検出矩形波の離散時系列データを  $Hr_X$  と表す。 $Hr_X[t]$  は  $t$  番目

29 電車ノイズを含む地電位差データからの矩形状地震前駆的シグナル自動抽出

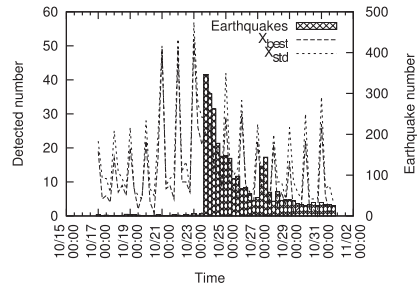


図 9 検出矩形波数, 地震発生数: 本震前後の時系列時間別

Fig. 9 The number of detected rectangular wave and earthquake occurrence: per time slot around main quake.

の日の検出矩形波数を意味する。地震に関しても、「気象庁一元化震源データ」をもとに、距離  $d$  (km) 以内かつマグニチュード  $m$  以上の地震の離散時系列データを  $He_{d,m}$  と表す。 $d = all, m = all$  は、それぞれ、距離、マグニチュードに関する制限を指定しないことを意味する。離散データ  $x[t]$  と  $y[t]$  の相関係数を  $Coef(x[t], y[t])$  と表す。さらに、 $y[t]$  の時間軸を  $+\tau$  だけシフトしたものと  $x[t]$  の相関係数から  $\tau$  に関する数列を作成し、これを相互相関係数列と呼ぶ。相互相関係数列は  $Coef(x[t], y[t + \tau])$  と表す。

検出矩形波の離散時系列データとして  $Hr_{X_{best}}, Hr_{X_{std}}$  を、地震発生の離散時系列データとして  $He_{all,all}, He_{150,all}, He_{all,1}, He_{all,3}, He_{150,1}, He_{150,3}$  を作成する。検出矩形波と地震発生の離散時系列データ各組合せにおいて相互相関係数列  $Coef(Hr[t], He[t + \tau])$ , ( $t = 6, 7, \dots, 361, \tau = -5, -4, \dots, 4, 5$ ) を求める。ここで、 $n$  は 2004 年 1 月 1 日を 1 とし始める経過日数である。求められた相関係数列のうち、 $Coef(Hr_{X_{best}}[t], He_{150,1}[t + \tau])$  および  $Coef(Hr_{X_{std}}[t], He_{150,3}[t + \tau])$  に特に高い値が含まれているため、 $Hr_{X_{best}}$  に関する数列をグラフにし、 $d = all, d = 150$  のものを図 10 に示す。図 10 より、地震発生数の時間軸を  $+1$  日シフトすると、相関係数が高くなるのが分かる。つまり、矩形波の発生が地震発生より 1 日先行していると推定できる。また、近い距離内で大きなマグニチュードを持った地震との相関をとった場合の方が相関係数が高くなるのが分かる。 $t$  分布に基づいた検定統計量では、要素数 356 に対して 1%水準で有意であるためには、約 0.137 以上の相関係数であればよい。図 10 より、 $d = all, m = all$  以外では、相関係数が 0.137 以上となる  $\tau$  が存在することが確認できる。特に  $d = 150$  とした場合、相関係数が 0.3 以上となる  $\tau$  が存在する。要素数 356 に対する相関係数 0.3 は、 $t$  分布による両側確率として

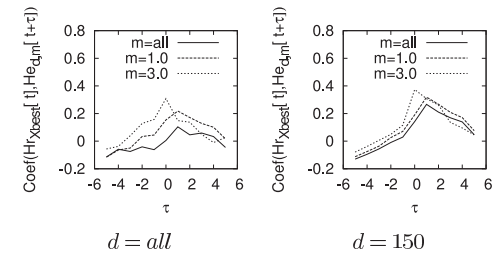


図 10 年間, ( $t = 6, 7, \dots, 361$ )  
Fig. 10 For the year, ( $t = 6, 7, \dots, 361$ ).

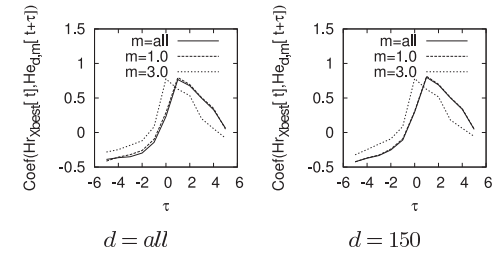


図 11 10月23日前後, ( $t = 290, 291, \dots, 304$ )  
Fig. 11 Around 23rd, October, ( $t = 290, 291, \dots, 304$ ).

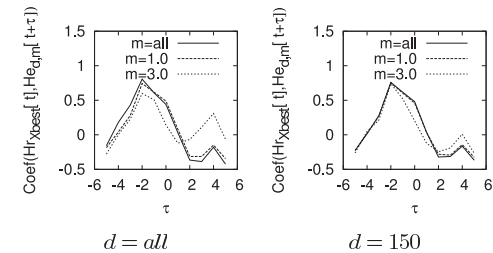


図 12 11月10日前後, ( $t = 308, 309, \dots, 322$ )  
Fig. 12 Around 10th, November, ( $t = 308, 309, \dots, 322$ ).

$7.74 \times 10^{-9}$  が得られる値である。

次に、6.3.1 項であげた、地震発生数の極大値を中心とした 15 日間のみデータを用いて相互相関係数列を求める。結果をグラフにし、図 11, 図 12 に示す。なお、要素数 15 に対して 1%水準で有意であるためには、約 0.641 以上の相関係数であればよい。グラフより、



10月23日の分布に関しては矩形波が1日先行しているが、11月10日では地震の方が2日先行している。10月23日の分布の期間に発生した地震の最大マグニチュードは6.8であるが、震源地が10月23日の分布期間内に発生した地震の震源地と近く、それらの地震と前駆的現象を共有している可能性が高い。

地震発生数と統計的に有意な相関係数が得られる時間差があることから、提案手法は新潟県中越地震と関連する現象をとらえている可能性が非常に高い。

## 7. まとめ

本研究では、地震短期予測のための地電位差解析手法の確立を目的としている。本稿では、解析手法確立の一環として、ICAによるノイズ分離を利用した矩形波自動検出方法を提案した。地震前駆的シグナル (SES) と電車ノイズを足し合わせて生成した合成地電位差データに対して提案手法を適用し、使用するパラメータの最適化を行った。最適化されたパラメータを用いて、提案手法を2004年に発生した新潟県中越地震の地震前駆的シグナルを含んでいると考えられる地電位差データに適用する実験を行った。提案手法によって、1日分データからの矩形波検出を数秒程度で行えることを示した。検出矩形波数の統計データからは、深夜から早朝にかけて多くの矩形波が検出されていること、新潟県中越地震が発生した月に特に多くの矩形波が検出されていることが分かった。検出矩形波と2004年に発生した地震発生との関連を調査するために、1日ごとに検出矩形波数の統計をとり、1日ごとの地震発生数との相関を求めたところ、弱い相関が認められた。相関係数の算出に用いるデータを、新潟県中越地震発生の前後1週間に限ると、高い相関が得られた。それらの相関係数は統計的に有意な値であった。この結果から、提案手法は新潟県中越地震と関係する現象をとらえることができていると結論付ける。また、新潟県中越地震発生の前後1週間においては、検出矩形波数の時間軸を1日後にシフトさせ、地震発生数との相関係数を求めたときに最も高い値が得られている。このことも興味深い結果であり、提案手法を地震予測のための手法として発展させていくことが有望であると示唆される。

謝辞 本稿の実験では、気象庁の一元化震源データを解析に使用させていただきました。また気象庁精密地震観測室の各位には、地電流観測に関しいろいろと便宜を図っていただきました。ここに改めて御礼申し上げます。

## 参考文献

- 1) 上田誠也：地震予知はできる，岩波書店(2001)。

- 2) Masashi, H. and Katsumi, H.: Ultra-Low-Frequency Electromagnetic Emissions Associated with Earthquakes, 電気学会論文誌, Vol.124, No.12, pp.1101-1108 (2004).
- 3) 吉田彰顯, 西 正博: デジタルFMチューナによる二周波観測法 (鳥取県西部地震, 芸予地震に呼応した電磁波の検出), 電子情報通信学会技術研究報告, A・P, アンテナ・伝播, Vol.101, No.25, pp.51-56 (2001).
- 4) 織原義明, 山口 透, 高橋一郎, 服部克巳, 野田洋一, 佐柳敬造, 長尾年恭, 上田誠也: 地震時に観測される地電位差変化の一考察, 日本地震学会講演予稿集, Vol.1999, No.2, p.126 (1999).
- 5) Uyeda, S.: Introduction to the VAN method of earthquake prediction, Critical Review of Van, *Critical Review of Van*, Sir Lighthill, J. (Ed.), pp.3-28, World Scientific, London, Singapore (1996).
- 6) 沢小百合, 小金山美賀, 庄野 逸, 長尾年恭, 城 和貴: ICAを用いた2観測点の地電流データに影響を及ぼす電車ノイズの抽出とその統計的評価, 情報処理学会研究報告: 数理モデル化と問題解決, Vol.2002, No.114, pp.95-98 (2002).
- 7) 小金山美賀, 庄野 逸, 長尾年恭, 城 和貴: ICAを用いた地電流データからの電車ノイズおよび地震前兆シグナルの分離, 情報処理学会論文誌: 数理モデル化と応用, Vol.43, No.SIG7, pp.92-104 (2002).
- 8) 徳本哲男, 高山寛美, 山田雄二, 田中智巳, 小嶋美都子: 地磁気・地電流データのノイズ除去手法の開発—重畳差・フィルター等を用いた方法, 地磁気観測所技術報告, Vol.38, No.1, pp.82-95 (1998).
- 9) 気象庁地磁気観測所: 活断層における地震予知技術開発のための地電流等観測報告書, 気象庁地磁気観測所 (2002).
- 10) 小金山美賀, 長尾年恭, 城 和貴: ニューラルネットを用いた地電流データからの電車ノイズ除去, 情報処理学会論文誌: 数理モデル化と応用, Vol.42, No.SIG14, pp.124-133 (2001).
- 11) 村田 昇: 入門独立成分分析, 電機大出版局 (2004).
- 12) Blaschke, T. and Wiskott, L.: CuBICA: Independent component analysis by simultaneous third- and fourth-order cumulant diagonalization, *IEEE Trans. Signal Processing*, Vol.52, pp.1250-1256 (2004).
- 13) Blaschke, T. and Wiskott, L.: An Improved Cumulant Based Method for Independent Component Analysis, *Proc. International Conference on Artificial Neural Networks*, pp.1087-1093 (2002).

(平成21年10月1日受付)

(平成21年11月20日再受付)

(平成21年12月17日採録)



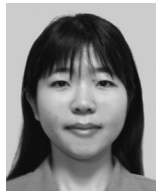
石川 千里 (学生会員)

1983年生。2007年奈良女子大学大学院人間文化研究科博士前期課程情報科学専攻修了。同年奈良女子大学大学院人間文化研究科博士後期課程入学，現在在学中。地震短期予測のための地電位差データ解析手法，アーカイブシステム構築に関する研究に従事。



豊島 良美 (正会員)

1983年生。2009年奈良女子大学大学院人間文化研究科情報科学専攻修士課程修了。同年富士通株式会社に入社。日本語処理ミドルウェアの開発に従事。



高田 雅美 (正会員)

1977年生。2004年奈良女子大学大学院人間文化研究科複合領域科学専攻修了。博士(理学)を同大学より取得。2004年独立行政法人科学技術振興機構戦略的創造研究推進事業において，京都大学大学院情報学研究科にて委嘱研究員。2006年奈良女子大学大学院人間文化研究科助手。2007年奈良女子大学大学院人間文化研究科複合現象科学専攻助教。数値計算ライブラリの開発，分散メモリ環境を対象とする並列プログラムの開発に関する研究に従事。



長尾 年恭

1955年生。現職：東海大学海洋研究所地震予知研究センター長，教授。1987年3月東京大学大学院理学系研究科博士課程修了。金沢大学理学部助手，東海大学海洋学部助教授を経て現職。専門は固体地球物理学。1991年11月より1年間，地震予知研究のためアテネ大学物理学部へ留学。



城 和貴 (正会員)

大阪大学理学部数学科卒業。日本DEC，ATR視聴覚研究所(日本DECより出向)，(株)クボタ・コンピュータ事業推進室で勤務の後，1993年奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科博士前期課程入学，1996年同研究科後期課程修了，同年同研究科助手。1997年和歌山大学システム工学部講師，1998年同助教授。1999年奈良女子大学理学部情報科学科教授，現在に至る，博士(工学)。情報処理学会論文誌数理モデル化と応用編集副委員長。