

# ICAを用いた地電流データからの 電車ノイズと地震前兆シグナルの分離

小金山 美賀<sup>†</sup> 庄野 逸<sup>†</sup>  
長尾 年恭<sup>††</sup> 城 和貴<sup>†††</sup>

地電流データ中には、地震前兆シグナルと呼ばれている異常電流が観測されることがある。近年、地電流データからの地震前兆シグナルの検出は、短期地震予知の有効な手法の1つとして注目されている。しかし、我が国では地電流データ中の多くに観測されている電車ノイズの影響で、地震前兆シグナルの検出が困難となっている。本研究では信号分離技術であるICA(独立成分分析: Independent Component Analysis)を用いて、独立信号であると考えられる電車ノイズや地震前兆シグナルの自動分離を試みている。本論文では、地電流データにICAを適用し、その結果と評価について報告する。

## Separation of Train Noise and Seismic Electric Signals in Telluric Current Data by ICA

MIKA KOGANEYAMA,<sup>†</sup> HAYARU SHOUNO,<sup>†</sup> TOSHIYASU NAGAO<sup>††</sup>  
and KAZUKI JOE<sup>†††</sup>

Seismic electric signals (SEs) are sometimes contained in telluric current data (TCD). The method of detecting SEs in TCD has attracted notice recently as an effective method for short-term earthquake prediction. However, since most of the TCD collected in Japan is affected by train noise, therefore detecting SEs in TCD itself is considered as an extremely arduous job. The goal of our research is to obtain a method for detecting SEs, which is difficult because of train noises. The SE and train noise are considered as independent source signal. In this paper, we try to apply ICA (Independent Component Analysis) to several sets of TCDs and evaluate the results.

### 1. はじめに

地震国である我が国では、特に阪神大震災以来、地震予知の早期実現が切望されている。旧来の地震学の枠組みの中では、地震予知とは過去に起こった地震を基に統計的に予測を行うことを指している。しかし、この統計的手法では、数週間後や数カ月後といった短期的な地震予知は困難であるといわれている<sup>1)</sup>。そのため、短期地震予知の実現には、従来までとは異なる手法を用いる必要がある。理化学研究所地震国際フ

ロンティアでは、様々な電磁気的手法を用いて短期地震予知の実現を目指している<sup>2)</sup>。その中でも我々は地電流観測を用いた手法に注目した。地電流とは、地球表層部に流れる微弱な直流電流のことである。地電流データには地震前兆を示すシグナルが含まれていることがあり、このシグナルを利用することによって、短期地震予知が可能であると考えられている。実際に、ギリシャでは地電流データを利用した短期地震予知の成功例が報告されている<sup>3)</sup>。

しかし、我が国で地電流データを利用した短期地震予知を行うにあたっての最大の問題点は、地電流データ中に多く含まれる電車によるノイズである。電車ノイズは地震前兆シグナルよりパワーが強いノイズなので、地震前兆シグナルを隠してしまう。そのため、我が国では目視によって地震前兆シグナルを検出し、短期地震予知を行うことは困難であると考えられている。

このような背景から、我々は専門家の手作業による短期地震予知ではなく、地電流データに対して工学的

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

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

<sup>†††</sup> 奈良女子大学理学部情報科学科  
Department of Information and Computer Sciences, Faculty of Science, Nara Women's University

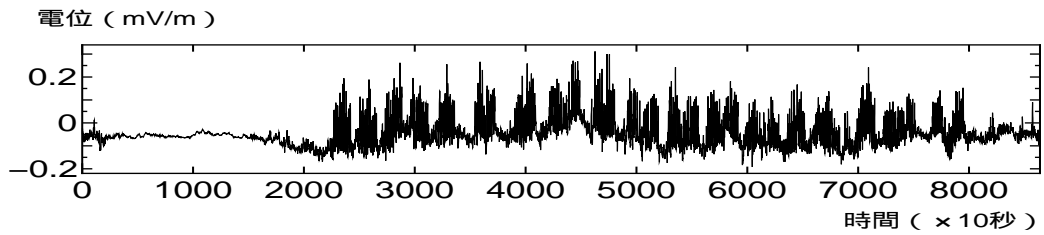


図1 地電流データ(長野県・松代観測点 dp.2, 1999年8月20日)  
Fig.1 TCD (20th of August, 1999, dp.2 of Matsushiro, Nagano).

表1 長野電鉄松代駅時刻表  
Table 1 Timetable of Nagano Railway Matsushiro Station.

	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21
上り	31	10 48	27	7	8	8	15	8	13	13	13	13	35	0	39	53
下り	31	10 48	27	7	8	8 55		8 53	53	50	53	35	6 37	17	31	

手法を適用し、自動的に短期地震予知を行う研究に着手している。これまでにバックプロパゲーションを用いた3層パーセプトロンによる地電流データからの電車ノイズ除去<sup>4)</sup>や、LVQを用いた特定地域の地電流データからの地震前兆シグナルの検出<sup>5)</sup>などの研究を行ってきた。しかし、このパーセプトロンを用いた場合、学習に莫大な計算時間を必要とするという問題点があった。そこで、本研究ではバックプロパゲーション学習則のように莫大な計算時間を必要としないICAを利用する<sup>6)</sup>。ICAは、いくつかの独立した信号の混合信号を各独立成分に分離する技術である。電車ノイズや地震前兆シグナルは、発生源が異なっていることから独立信号源であると考えられる。すなわち、地電流データは、電車ノイズや地震前兆シグナルのような独立信号が何らかの割合で混合しているデータであると考えられる。したがって、ICAを地電流データに適用することによって、電車ノイズや地震前兆シグナルを分離できると考えられる。また、我々が用いたパーセプトロンよりも高速に分離することが期待できる<sup>7)</sup>。

本論文では2つの観測点の地電流データにICAを適用し、その結果と評価について報告する。1つ目の観測点は電車ノイズが最も鮮明に観測されている観測点の1つである長野県・松代観測点である。2つ目は松代観測点より電車の本数が多いためより多くの電車ノイズが観測されている福井県・笹谷観測点の地電流データである。

## 2. 地電流データ

### 2.1 観測方法

地電流データは、深さ約2mに埋設された長さ

40cm、太さ3cm程度の鉛塩化鉛平衡電極を用いて、2地点間の電位差を測定したものである。

観測点は東海・北陸地方を中心に、平成10年度までに42地点設置されている。各観測点には、8本または16本の測線がそれぞれ異なった方向に配置されている。これらの測線をdp.1, dp.2, ..., dp.16とする。1つの観測点に複数の測線を配置しているのは、電極そのもののノイズを評価するためである。遠方起源の変化はすべての測線に観測されるが、もし平行な測線の片方だけが変化すれば、それは電極そのもののノイズであるということが判断できる。

データは10秒ごとに観測され、1日1回地震国際フロンティアに転送されて、dp.ごとに時系列データグラフで表される。たとえば図1は、長野県・松代観測点で1999年8月20日に観測されたdp.2の地電流データである。グラフの縦軸は電位(mV/m)、横軸は時間(×10秒)を示す。

### 2.2 電車ノイズ

電車ノイズの発生には規則性があり、形状にも類似性があることから、地電流データとその地電流データが観測された観測点付近の電車の時刻表を利用することによって、電車ノイズを特定することができる。

図1の地電流データと長野電鉄松代駅の時刻表(表1)を使うと、松代観測点の地電流データ中の電車ノイズを特定することができる。その方法を松代駅6時31分発の始発電車を例にあげて説明する。図1では横軸0秒のときが0時を表しているため、6時31分は23,460秒となる。図1の21,000秒から25,000秒の

dp. は dipole の略である。

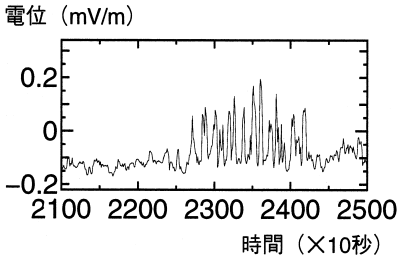


図2 電車ノイズ  
(1999年8月20日, dp.2)

Fig. 2 Train noise  
(20th of August, 1999, dp.2).

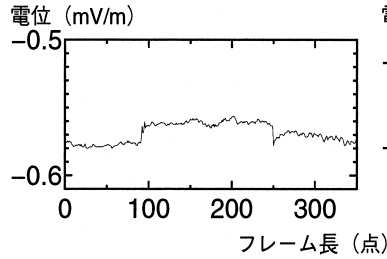


図3 地震前兆シグナル  
(1999年1月17日, dp.2)

Fig. 3 SES  
(17th of January, 1999, dp.2).

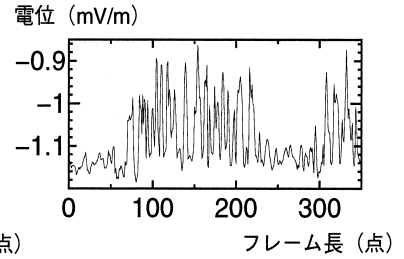


図4 地震前兆シグナルを含んだ  
電車ノイズ

Fig. 4 Train noise adding  
an SES.

部分を拡大した図2を見ると、22,200秒から24,400秒くらいの範囲に特徴的な波形が現れているのが分かる。この波形が6時31分の始発電車に該当する電車ノイズである。典型的な電車ノイズの長さは約3,000秒程度であるといわれている。

### 2.3 地震前兆シグナル

岩石に圧力をかけると、岩石が破壊する前に電流が流れることが室内実験により明らかにされている<sup>8),9)</sup>。地震も一種の岩石破壊現象であるため、大地震が起こる前にも地中に電流が流れると考えられる。我々は、その異常な電流変化を地震前兆シグナルと呼んでいる。図3は、松代観測点で1999年1月17日の午前1時半ごろに観測されたdp.2の地震前兆シグナルである。この地震前兆シグナルは、電車が走っていない深夜に観測されたために、目視によって確認することができた。

地震前兆シグナルと呼ばれている波形の特徴として、1)片振幅の波形である、2)シグナルの立ち上がり方は急激でも、終わりは急激ではない、3)継続時間は10秒から数十分、まれに数時間、といったことが経験的に知られている。

地震前兆シグナルの検出によって実際に行われた短期地震予知の例として、1993年に起こったギリシャ・ピルゴス市の大地震についての予知がある。この地震予知情報によって、地震による被害は大きく軽減された<sup>3)</sup>。このような具体的事例から、地電流データを用いた地震予知がきわめて有効であるということが分かっている。

### 2.4 我が国での地電流データ利用の問題点

我が国において、地電流データを用いて短期地震予知を行う際の最大の問題点は、地電流データ中に電車ノイズが多く含まれているということである。電車ノイズが多く含まれていると、地震前兆シグナルが観測されていても、電車ノイズと重なり、隠されてしまう

ことが多い。図4は、電車ノイズに地震前兆シグナルを足し合わせて人工的に作成した地震前兆シグナルを含む電車ノイズである。実際に観測されている地電流データから図4のようなデータを見つけ出すことは難しい。そこで、地電流データは直流電流であるという性質を利用し、電車ノイズと地震前兆シグナルのデータ値を足し合わせたものを用いる。たとえば図4は、図3の地震前兆シグナルと長野県・松代観測点の1999年1月17日の22,000秒から25,500秒の部分をフレームに格納したデータを足し合わせたものである。フレームの縦軸は電位(mV/m)を、横軸はフレーム長(点)を示している。フレーム長は、サンプリングタイム10秒とした点の数を表すものとする。

目視では、図4から地震前兆シグナルが含まれていることを確認することはできない。したがって、実際に電車ノイズ中に地震前兆シグナルが含まれている場合でも、目視で地震前兆シグナルを確認することはきわめて困難である。

そこで、我々は手作業ではなく、工学的手法を適用して地電流データから地震前兆シグナルを検出することができないかと考えた。本研究では、これまでのニューラルネットを用いた手法<sup>4)</sup>のように莫大な計算時間を必要としない信号分離技術であるICAを利用する。地電流データは電車ノイズや地震前兆シグナルのような独立であると考えられる信号が、ある割合で混合したデータである。よって、ICAを地電流データに適用すれば、短時間で電車ノイズや地震前兆シグナルの分離が可能であると考えられる。

本論文では、長野県・松代観測点と福井県・笹谷観測点の地電流データにICAを適用する手法を提案し、電車ノイズを分離可能かどうかを検証する。さらに、松代観測点の地電流データでは、過去に観測された地震前兆シグナルを用いて、地震前兆シグナルの分離が可能かどうかを検証する。

### 3. ICA の手法

本章では、地電流データに適用するための ICA の手法を以下のような方式で定式化した。

まず、 $n$  個の独立信号源を縦ベクトル

$$\mathbf{s}(t) = (s_1(t), s_2(t), \dots, s_n(t))^T \quad (1)$$

とする。ただし、 $T$  は転置を表すものとする。この場合、独立信号の要素  $s_i(t)$  は、単独の電車によって発生するノイズや、地震前兆シグナルのようなものを表すとしている。 $A$  を混合行列とすると、 $n$  個の観測データ

$$\mathbf{x}(t) = (x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t))^T \quad (2)$$

は以下の線形混合行列によって生成されるものと仮定する。

$$\mathbf{x}(t) = A\mathbf{s}(t) \quad (3)$$

ICA は  $\mathbf{x}(t)$  のみが観測可能な場合に、 $A$  の推定逆行列  $W$  を求め、 $n$  個の独立信号源

$$\mathbf{y}(t) = (y_1(t), y_2(t), \dots, y_n(t))^T \quad (4)$$

を以下の式

$$\mathbf{y}(t) = W\mathbf{x}(t) \quad (5)$$

として推定する信号分離方式である。本実験では、 $\mathbf{y}(t)$  の独立性をはかる基準として、Kullback-Leibler 情報量を用いる。このとき、 $\mathbf{y}(t)$  の各成分が独立であるようにすることは、各成分間の相互情報量

$$\begin{aligned} I(\mathbf{Y}) &= \sum_{i=1}^n H(Y_i) - H(\mathbf{Y}) \\ &= \sum_{i=1}^n H(Y_i) - H(\mathbf{X}) - \log |W| \end{aligned} \quad (6)$$

を最小化することと等しい。式 (6) を最小化する勾配方向は、以下の式で求められる。

$$\Delta W(t) = -\frac{\partial I(W)}{\partial W} W(t)^T W(t) \quad (7)$$

したがって、学習則は、

$$\begin{aligned} W(t+1) &= W(t) + \Delta W(t) \\ &= (I - E[\varphi(\mathbf{Y})\mathbf{Y}^T])W(t) \end{aligned} \quad (8)$$

となる。ただし、関数  $\varphi_i$  ( $i = 1, 2, \dots, n$ ) は、

$$\varphi_i(y_i) = y_i^3 \quad (9)$$

または、

$$\varphi_i(y_i) = \frac{1}{1 + \exp(-y_i)} \quad (10)$$

のいずれかとする。この非線形関数  $\varphi_i(y_i)$  の選択は、 $W$  の収束に影響し、検出すべき独立信号源に依存する。

一般によく用いられる手法では、独立信号源の 4 次のキュムラント

$$k_i = E[s_i^4] - 3E([s_i^2])^2 \quad (11)$$

の符号によって決定される。 $k_i > 0$  のとき  $s_i$  はスーパーガウスの、 $k_i < 0$  のとき  $s_i$  はサブガウスのという。信号源がサブガウスのならば式 (9) を用い、スーパーガウスのならば式 (10) を用いると  $W$  が収束することが知られている<sup>10)</sup>。

一般に ICA への入力データには原信号  $\mathbf{x}(t)$  を用いるのではなく、スフィアリングしたデータ

$$\hat{\mathbf{x}}(t) = (\hat{x}_1(t), \hat{x}_2(t), \dots, \hat{x}_n(t))^T \quad (12)$$

を使用する。また、 $\mathbf{x}(t)$  の平均は 0 としている。スフィアリングはデータ  $\mathbf{x}(t)$  の各成分を無相関化することが目的である。スフィアリングを行う線形変換を  $R$  と書くと

$$\hat{\mathbf{x}}(t) = R\mathbf{x}(t) \quad (13)$$

と書け、ベクトル  $\hat{\mathbf{x}}(t)$  の分散共分散行列が

$$E[\hat{\mathbf{x}}(t)\hat{\mathbf{x}}(t)^T] = I \quad (14)$$

という性質を持つように設定する。ただし  $I$  は単位行列である。ベクトル  $\hat{\mathbf{x}}(t)$  の分散共分散行列は、式 (13) より

$$\begin{aligned} E[\hat{\mathbf{x}}(t)\hat{\mathbf{x}}(t)^T] &= E[R\mathbf{x}(t)\mathbf{x}(t)^T R^T] \\ &= R \text{Cov}(\mathbf{x}, \mathbf{x}) R^T \end{aligned} \quad (15)$$

と書ける。ただし  $\text{Cov}(\mathbf{x}, \mathbf{x})$  は原信号の分散共分散行列である。分散共分散行列は正定値行列なので固有値と固有ベクトルを用いた行列に分解できる。 $n$  個の固有値  $\lambda_i$  を対角成分上に並べた行列  $\Lambda = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_n)$  とし、対応する固有ベクトル  $\mathbf{v}_i$  を並べた行列  $V = [\mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_n]$  で分解すると、

$$\text{Cov}(\mathbf{x}, \mathbf{x}) = V\Lambda V^T \quad (16)$$

で表される。固有ベクトルを並べた行列  $V$  は  $VV^T = I$  を満たすように固有ベクトルをとるものとする。すなわち

$$RV\Lambda V^T R^T = I \quad (17)$$

を満たすように行列  $R$  をとればよい。いま行列  $V$  は直交行列なので

$$R = \Lambda^{-1/2} V^T \quad (18)$$

とすればよい。ただし  $\Lambda^{-1/2} = \text{diag}(\frac{1}{\sqrt{\lambda_1}}, \dots, \frac{1}{\sqrt{\lambda_n}})$  である。

以降、ICA を適用する信号は  $\hat{\mathbf{x}}(t)$  を用いるものとする。

### 4. 地電流データへの適用

#### 4.1 電車ノイズが観測されているデータ

本節では、ICA を用いて地電流データから電車ノイズを分離できるかどうかを検証する実験を行う。本実験では、長野県・松代観測点と福井県・笹谷観測点の

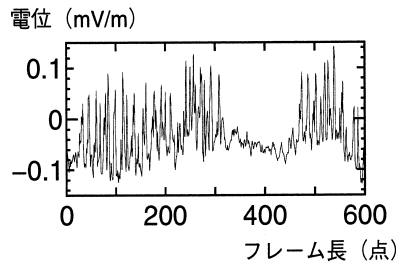


図 5  $x_2(t)$  (72,000~78,000 秒)  
Fig. 5  $x_2(t)$  (72,000~78,000 sec).

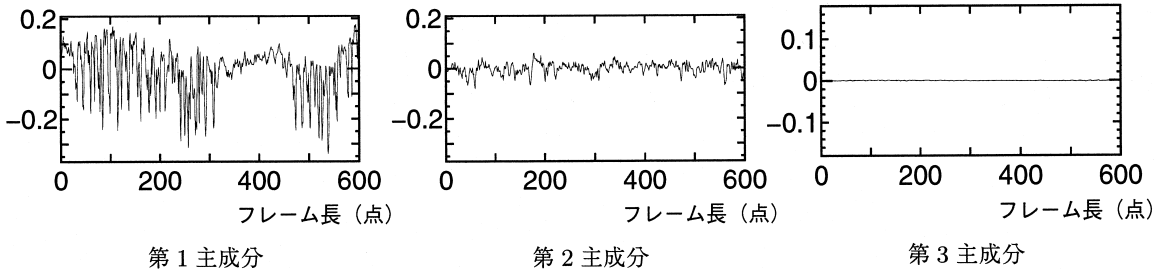


図 6 PCA 出力結果  
Fig. 6 Result of applying PCA.

地電流データを用いることとする。

4.1.1 長野県・松代観測点

長野県・松代観測点は、最も鮮明に電車ノイズが観測される観測点の 1 つである。そこで、まず松代観測点の地電流データを ICA に適用し、典型的な電車ノイズを分離できるかどうかの実験を行う。

使用するデータは 1999 年 8 月 20 日に観測された地電流データである。電車ノイズは非正常な信号であるため、入力データの長さが長すぎると、正しい結果が得られない可能性がある。そこで、入力データの長さは典型的な電車ノイズ 2 つ分程度に相当する 6,000 秒とし、本項では 72,000 秒から 78,000 秒までのデータを使用した。たとえば図 5 は、図 1 の 72,000 秒から 78,000 秒までのデータをフレームに格納したもので、これを  $x_2(t)$  とする。

入力データ数を決定する指針として、図 5 と同時刻の dp.1~dp.7 の地電流データ  $x_1(t), x_2(t), \dots, x_7(t)$  に PCA (主成分分析: Principal Component Analysis) を適用し、地電流データがおよそいくつの主成分により構成されているかを検証した。その結果、第 3 主成分までで 99.9% の寄与率となり、第 1~第 3 主成分は図 6 のようになった。PCA の適用結果から、地電流データの構成要素のほとんどが 3 つの主成分に含まれていることが分かる。よって、地電流データ中には、少なくとも 3 つの独立信号が含まれていると考えられる。そこで、本項で用いる ICA の入力デー

タ数は、最低必要数である 3 とする。

入力データには、測線の設置方向が平行ではない dp.2, dp.6, dp.7 の地電流データ  $x(t) = (x_2(t), x_6(t), x_7(t))^T$  を使用する。地電流観測は遠距離作用なので、平行な測線を用いると理論上はまったく同じ電位を観測したことになる。ICA に同一観測データを入力すると、式 (7) の更新値が不安定になるため、平行でない測線を用いる。

$W$  を求めるために、まず式 (9) と式 (10) のどちらを用いるかを決定する必要がある。本項では、電車ノイズの分離を目的としているので、電車ノイズの 4 次のキュムラントを求めなければならない。しかし、電車ノイズのみという独立信号は存在しないので、入力データに用いる地電流データの 4 次のキュムラントを求めた。その結果、入力データはスーパーガウスのであったので、式 (10) を用いる。

式 (5) より、図 7 のような独立成分  $y(t) = (y_1(t), y_2(t), y_3(t))^T$  が出力される。しかし、ICA の性質上、 $y(t)$  の縦軸のスケールを一意に決定することはできない。そのため、各成分のパワーの強さを比較することができず、データを評価しにくい。そこで、 $y_1(t), y_2(t), y_3(t)$  をそれぞれ元の信号空間に戻し、各成分が  $x(t)$  中にどの程度影響を与えているかを評価する。まず、 $y_1(t)$  を元信号空間に戻すために、 $y(t)$  中の  $y_1(t)$  成分のみを残し、それ以外は 0 にする。これを  $y^*(t)$  とすると、

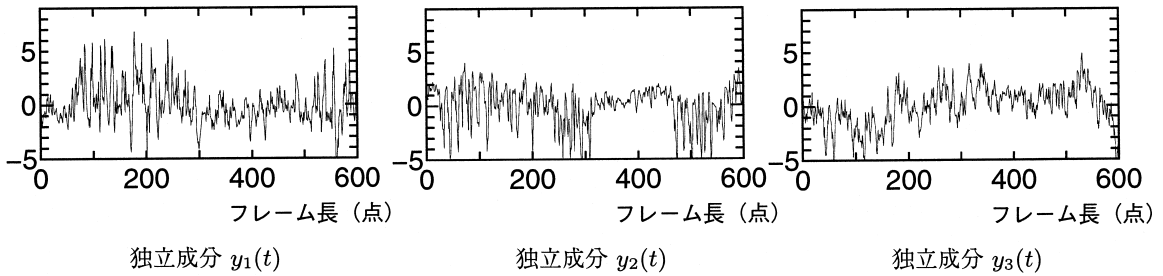


図 7 独立成分

Fig. 7 Independent components.

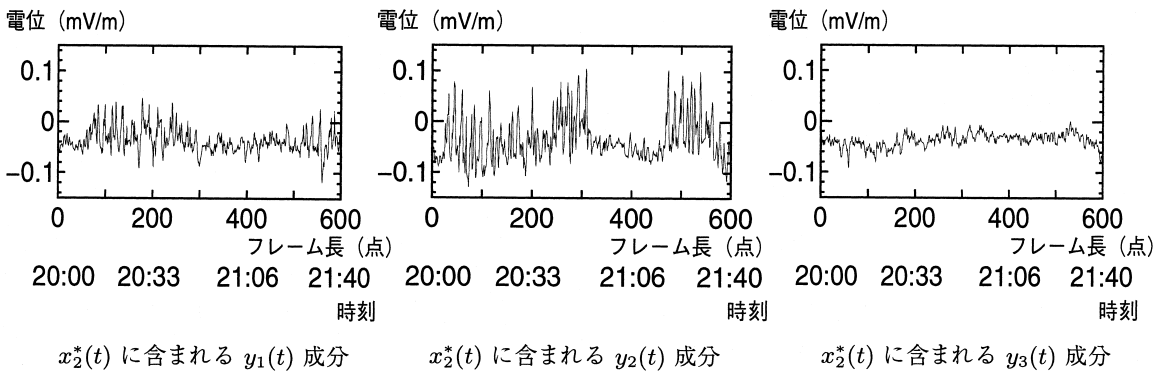


図 8  $x_2^*(t)$  (72,000~78,000 秒) から分離された独立成分

Fig. 8 Independent components separated from  $x_2^*(t)$  (72,000–78,000 sec).

$$y^*(t) = (y_1(t), 0, 0)^T$$

式 (5), (13) より,

$$x^*(t) = R^{-1}W^{-1}y^*(t)$$

よって、 $x^*(t)$  中に含まれる  $y_1(t)$  の成分を  $x^*(t) = (x_2^*(t), x_6^*(t), x_7^*(t))^T$  と表すことができる。同様の方法で、 $y_2(t)$ ,  $y_3(t)$  を元信号空間に戻し、それぞれの  $x_2^*(t)$  を示したものが図 8 である。図 8 から、 $y_1(t)$ ,  $y_2(t)$  成分は信号のパワーが強いから、電車ノイズであると推測できる。 $y_3(t)$  成分は、 $y_1(t)$ ,  $y_2(t)$  成分に比べて信号のパワーが非常に弱いため、電車ノイズではないと推測できる。また、 $y_1(t)$ ,  $y_2(t)$  成分のパワーがほぼ同じであることから、上り電車によるノイズと下り電車によるノイズに分離されていると考えられる。電車ノイズかどうかを確認するために、表 1 を見て比較する。入力データの時間帯は 20 時~21 時 40 分なので、時刻表の 20 時~22 時台を見ると  $y_1(t)$  成分が上り電車の影響によるノイズ、 $y_2(t)$  成分が下り電車の影響によるノイズであると推定でき、電車が発車する時刻と電車ノイズの波形が現れている時刻がほぼ一致していることが分かった。また、PCA を用いた場合は、第 1 主成分のみがパワーの強い成分で、電車ノイズを含んでいると考えられるのに対して、ICA

を用いた場合は、2 つの成分に電車ノイズが含まれていることから、第 1 主成分を独立な上りと下りの電車ノイズに分離していると考えられる。

さらに、本項で求めた  $W$  を用いて、他の時間帯の地電流データからも電車ノイズを分離可能かどうかを検証した。 $W$  を求めた時間帯ではない 50,400 秒から 56,400 秒までの地電流データ (図 9) を  $W$  を用いて分離したところ、図 10 のようになった。72,000 秒から 78,000 秒のデータから求めた  $W$  によって、同じように上りと下りの電車ノイズに分離していることから、 $W$  の計算に用いていないデータに対しても期待した結果が得られることが分かった。したがって、一度  $W$  を求めれば、他の時間帯の地電流データから一度に独立成分を分離可能であることから、ICA の利用性はきわめて高い。

以上の結果から、ICA を用いて松代観測点の電車ノイズを地電流データから分離できることが判明した。また、データを分離するのに要した時間は、PentiumIII-850 MHz、メモリ 256 M の PC-UNIX 上で数秒程度であった。

#### 4.1.2 福井県・笹谷観測点

福井県・笹谷観測点付近は、松代観測点付近よりも

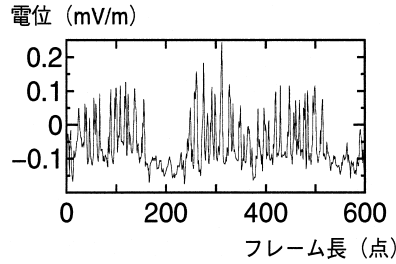


図9  $x_2(t)$  (50,400~56,400秒)  
Fig. 9  $x_2(t)$  (50,400~56,400 sec).

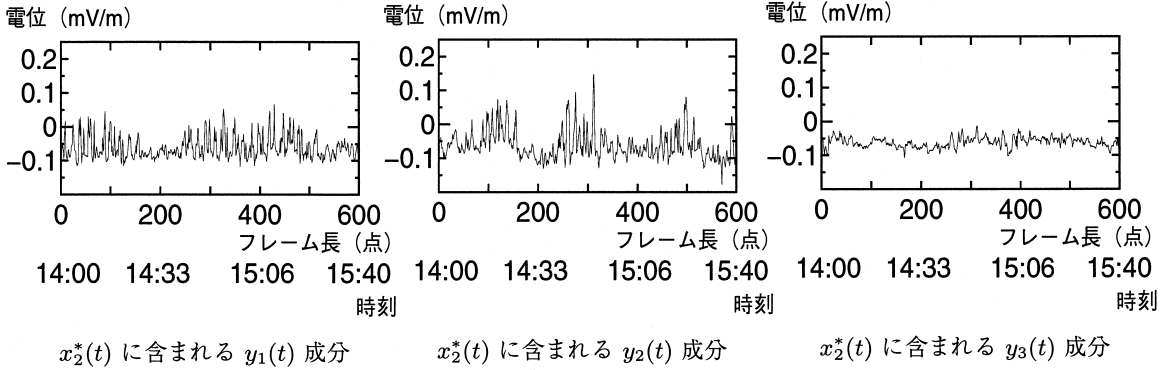


図10  $x_2^*(t)$  (50,400~56,400秒) から分離された独立成分  
Fig. 10 Independent components separated from  $x_2^*(t)$  (50,400~56,400 sec).

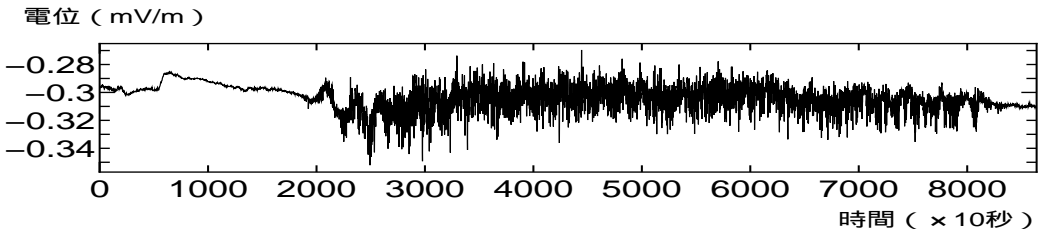


図11 地電流データ (福井県・笹谷観測点 dp.7, 2000年1月15日)  
Fig. 11 TCD (15th of January, 2000, dp.7, Sasadani, Fukui).

1日に走る電車の本数が多く、地電流データから典型的な電車ノイズの波形が認識できない。このような、より多くの電車ノイズが含まれている地電流データからも電車ノイズを分離できるかどうかの実験を行う。

使用するデータは、福井県・笹谷観測点で2000年1月15日に観測された地電流データである。松代観測点と同様に、入力データの長さは6,000秒とし、本項では75,000秒から81,000秒までのデータを使用した。たとえば図12は、図11の75,000秒から81,000秒までのデータをフレームに格納したもので、これを  $x_7(t)$  とする。

4.1.1項同様、 $x_1(t), x_2(t), \dots, x_7(t)$  にPCAを適用した。その結果、第3主成分までで99.9%の寄与率となり、第1~第3主成分のデータは図13のように

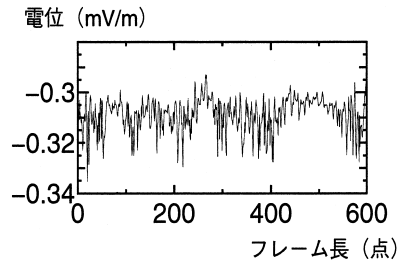


図12  $x_7(t)$  (75,000~81,000秒)  
Fig. 12  $x_7(t)$  (75,000~81,000 sec).

なる。4.1.1項と同様の理由から入力データ数は3とする。

入力データには、松代観測点の場合と同様の理由で、測線の設置方向が平行ではない dp.1, dp.5, dp.7 の地

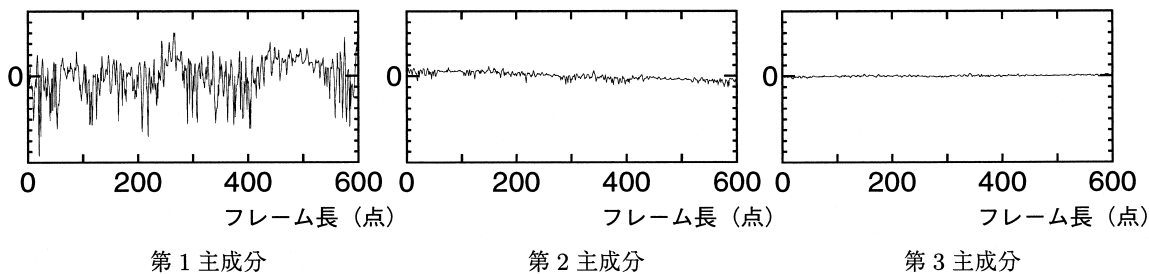


図 13 PCA 出力結果

Fig.13 Result of applying PCA.

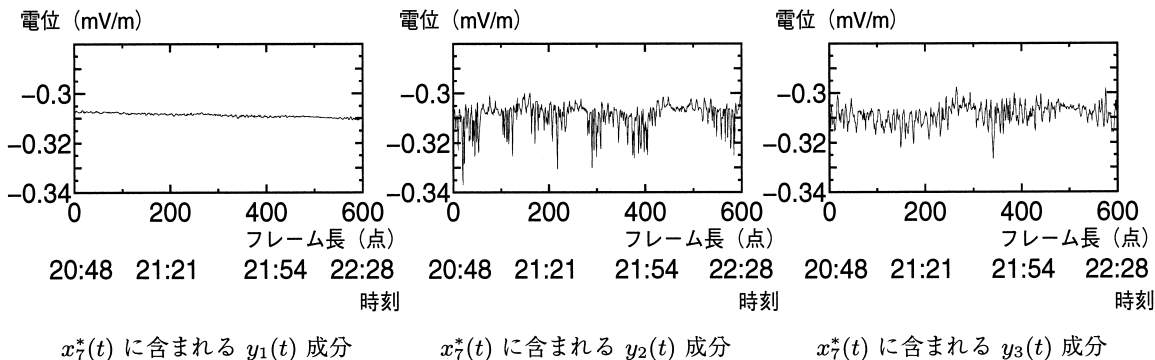


図 14  $x_7^*(t)$  (75,000~81,000 秒) から分離された独立成分

Fig. 14 Independent components separated from  $x_7^*(t)$  (75,000-81,000 sec).

表 2 京福電鉄福武線浅水駅時刻表

Table 2 Timetable of Keifuku Railway Asouzu Station.

	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22
上り	31	10	12	0	3	3	3	3	3	3	3	10	10	10	10	10	10
		27	21	12	23	23	23	23	23	23	40	27	27	27	40	40	
		42	30	30	43	43	43	43	43	43	57	40	40	40			
		58	43	44								57	57				
下り	39	11	3	13	3	3	3	3	3	3	3	10	10	10	9	9	9
	47	17	12	20	23	23	23	23	23	23	17	17	17	40	39	39	
		27	20	44	43	43	43	43	43	43	40	40	40				
		42	43								48	48					
		48	50														
		58															

電流データ  $x(t) = (x_1(t), x_5(t), x_7(t))^T$  を使用する .

また、入力データに用いる地電流データの 4 次のキュムラントを求めたところ、入力データはスーパーガウスのであったので、式 (10) を用いる .

4.1.1 項と同様の手順で、 $y(t)$  の各成分を元信号空間に戻すことによって得られた  $x_7^*(t)$  に含まれる推定独立成分は図 14 のようになる . 図 14 から、 $y_2(t)$ 、 $y_3(t)$  成分は信号のパワーが強いため、上り電車によるノイズと下り電車によるノイズに分離されていると推定できる . 松代観測点の場合と同様に、 $y_2(t)$ 、 $y_3(t)$  成分と、笹谷観測点に最も近い場所に位置する京福鉄道福武線浅水駅の時刻表 (表 2) を見て比較する . 入

力データの時間帯は 20 時 48 分 ~ 22 時 28 分なので、20 時 ~ 22 時台を見ると、電車が発車する時刻と電車ノイズの波形が現れている時刻がほぼ一致していることが分かった . また、PCA を用いた場合は、第 1 主成分のみがパワーの強い成分で、電車ノイズを含んでいると考えられるのに対して、ICA を用いた場合は、2 つの成分に電車ノイズが含まれていることから、第 1 主成分を独立な上りと下りの電車ノイズに分離していると考えられる .

さらに、本項で  $W$  を求めるために用いたデータの時間帯ではない 68,400 秒から 74,400 秒までの地電流データ (図 15) を  $W$  を用いて分離したところ、図 17



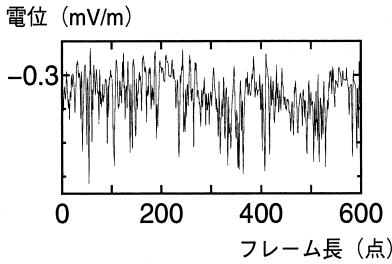


図 15  $x_2(t)$  (68,400~74,400 秒)  
Fig. 15  $x_2(t)$  (68,400~74,400 sec).

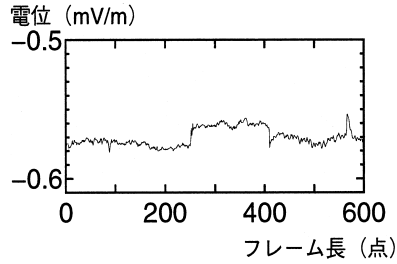


図 16  $x_2(t)$   
Fig. 16  $x_2(t)$ .

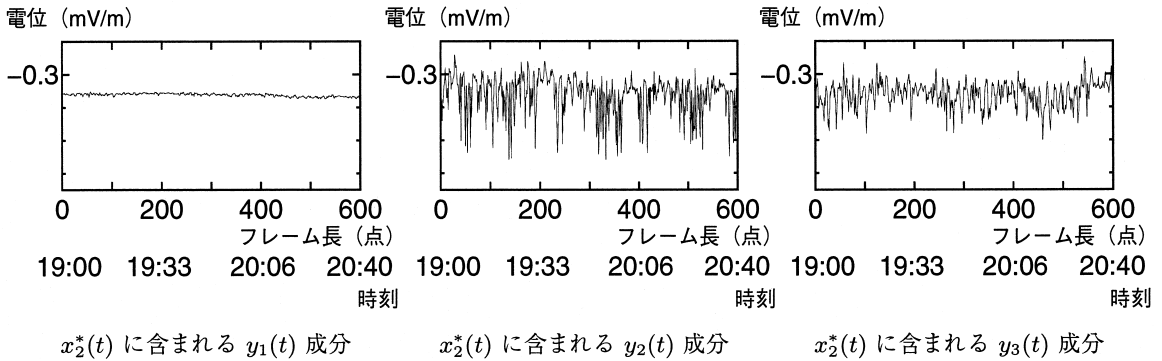


図 17  $x_2^*(t)$  (68,400~74,400 秒) から分離された独立成分  
Fig. 17 Independent components separated from  $x_2^*(t)$  (68,400~74,400 sec).

のようになった。75,000 秒から 81,000 秒のデータから求めた  $W$  によって、同じように上りと下りの電車ノイズに分離していることから、 $W$  の計算に用いていないデータに対しても期待した結果が得られることが分かった。したがって、笹谷観測点の地電流データに対しても、ICA の利用性がきわめて高いといえる。

以上の結果から、電車の本数が松代観測点より多い笹谷観測点の地電流データからも電車ノイズを分離可能であることが判明した。また、データを分離するのに要した時間は、4.1.1 項と同じマシン上で数秒程度であった。

#### 4.2 地震前兆シグナルが観測されているデータ

本節では、地震前兆シグナルが含まれているデータで、電車ノイズは観測されていない地電流データから、地震前兆シグナルを分離できるかどうかの実験を行う。

入力データには、松代観測点 1999 年 1 月 17 日の地電流データの地震前兆シグナルが観測されている部分を使用する。地震前兆シグナルも電車ノイズ同様、非定常な信号なので、4.1 節と同様に入力データの長さは 6,000 秒とする。図 16 は dp.2 の入力データで、これを  $x_2(t)$  とする。

$x_1(t), x_2(t), \dots, x_7(t)$  に PCA を適用したところ、第 2 主成分までで 99.9% の寄与率となった。4.1.1 項と

同様の理由から、入力データ数は 2 とする。入力データは dp.2, dp.6 を使用し、 $x(t) = (x_2(t), x_6(t))^T$  とする。

本節では、地震前兆シグナルを分離することが目的なので、地震前兆シグナルの 4 次のキュムラントを求めたところ、サブガウスのであったことから、式 (9) を用いた。

4.1.1 項と同様の手順で、 $y(t)$  の各成分を元信号空間に戻すことによって得られた  $x_2^*(t)$  に含まれる推定独立成分は図 18 のようになる。図 18 から、 $y_1(t)$  成分は地震前兆シグナルであると推定できる。よって、ICA を用いて、地震前兆シグナルを含む地電流データから地震前兆シグナルを分離できることが判明した。また、データを分離するのに要した時間は、4.1.1 項と同じマシン上で数秒程度であった。

#### 4.3 電車ノイズ中に地震前兆シグナルを含んだデータ

本節では、電車ノイズ中に地震前兆シグナルが含まれているデータを入力する。しかし、2.4 節でも述べたように、実際の地電流データからは電車ノイズ中に地震前兆シグナルが含まれているデータを見つけ出すことは困難である。そこで、2.4 節で述べた方法で作成したデータを入力データとする。

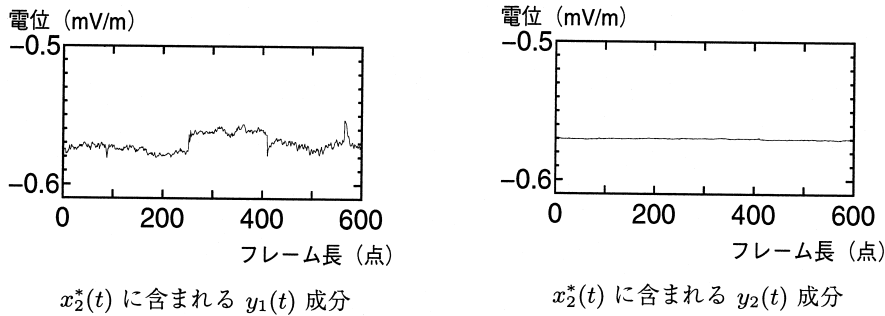


図 18  $x_2^*(t)$  に含まれる推定独立成分  
 Fig. 18 Independent components separated from  $x_2^*(t)$ .

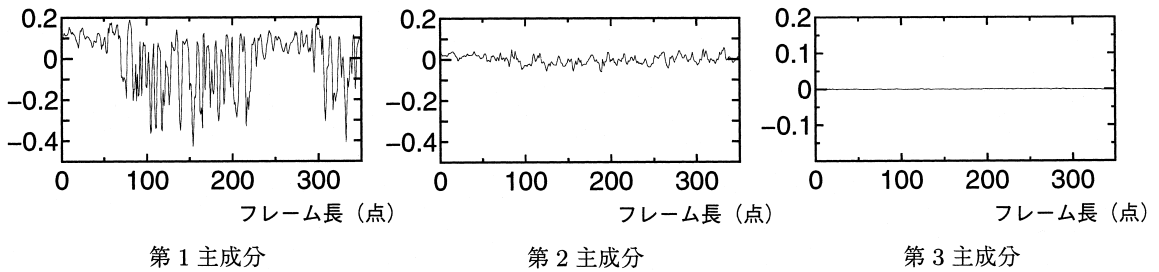


図 19 PCA 出力結果  
 Fig. 19 Result of applying PCA.

dp.1~dp.7について図4と同様に作成した  $x_1(t)$ ,  $x_2(t), \dots, x_7(t)$  に PCA を適用した. その結果, 第3主成分までで 99.9%の寄与率となり, 第1~第3主成分のデータは図19のようになる. 4.1.1項と同様の理由から入力データ数は3とし,  $x(t) = (x_2(t), x_6(t), x_7(t))$  とした. 入力データの長さは, 電車ノイズが1つ分程度に相当する 3,500 秒とする.

4.1節と4.2節から, 電車ノイズはスーパーガウスの, 地震前兆シグナルはサブガウスのであったため, 電車ノイズ中に地震前兆シグナルを含んだデータの場合は, 式(9)と式(10)のどちらを使用すればよいか問題になる. 本節では, 地震前兆シグナルの検出を目的としているので, サブガウスのなデータに対して安定性が高い式(9)を使用する.

4.1.1項と同様の手順で,  $y(t)$  の各成分を元信号空間に戻すことによって得られた  $x_2^*(t)$  に含まれる推定独立成分は図20のようになる. 式(9)を用いたために, 電車ノイズが正しく分離されていない可能性はあるが, 図20から,  $y_1(t)$  成分は電車ノイズであると推定できる.  $y_2(t)$  成分と図3を比較すると,  $y_2(t)$  のデータ値が増加している時刻と図3の地震前兆シグナルが観測されている時刻が一致することから,  $y_2(t)$  成分は地震前兆シグナルであると推定できる. 比較のために, 地震前兆シグナルを足し合わせる前のデータ(図21)に式(9)を用いたICAを適用したところ,

図24のようになった. 図24の  $y_1(t)$  成分,  $y_2(t)$  成分,  $y_3(t)$  成分がそれぞれ図20の  $y_2(t)$  成分,  $y_1(t)$  成分,  $y_3(t)$  成分と対応していることが分かる. しかし, 図24の  $y_1(t)$  成分には図20の  $y_2(t)$  成分のようなデータは含まれていないことから,  $y_2(t)$  成分は地震前兆シグナルであると考えられる. また, PCAを用いた場合は, 地震前兆シグナルと推定される成分は確認できないことから, 第1主成分の中に含まれていると考えられるのに対して, ICAを用いた場合は, 電車ノイズや地震前兆シグナルと推定できる成分が分離されていることから分離された成分は独立性が高いと考えられる. また, 求めた  $W$  の逆行列, すなわち推定混合行列  $A'$  は,

$$A' = \begin{pmatrix} 0.063674 & -0.061754 & 0.023267 \\ -0.052198 & 0.057104 & -0.017529 \\ -0.010182 & 0.025368 & 0.002402 \end{pmatrix} \quad (19)$$

となった.  $A'$  は式(5)の  $W$  の逆行列を求めることによって得られる式(3)の  $A$  の推定行列である.  $x(t)$  は  $y(t)$  を  $A'$  の混合比で混合することによって生成されている.

さらに, 他の時間帯 40,000 秒から 43,500 秒の地電流データに図3を同様の方法で足し合わせた図22を ICAに入力したところ, 図25のようになった. 図25

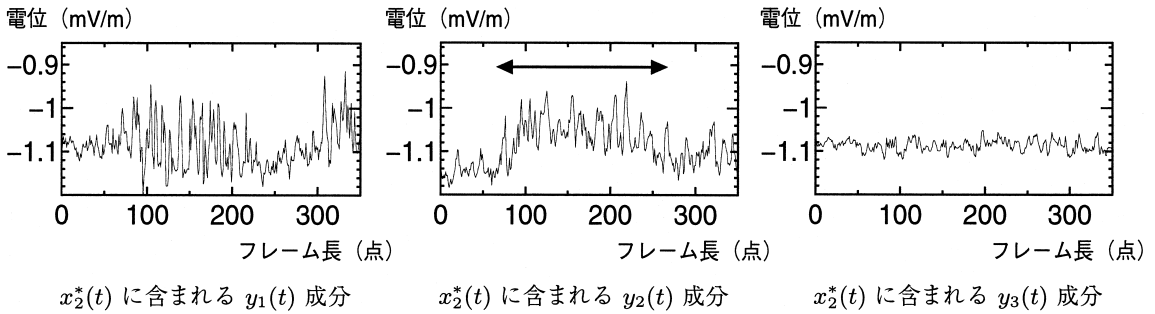


図 20  $x_2^*(t)$  (地震前兆信号を含む) から分離された独立成分 (22,000~25,500 秒)  
 Fig. 20 Independent components separated from  $x_2^*(t)$  (added an SES)(22,000-25,500 sec).

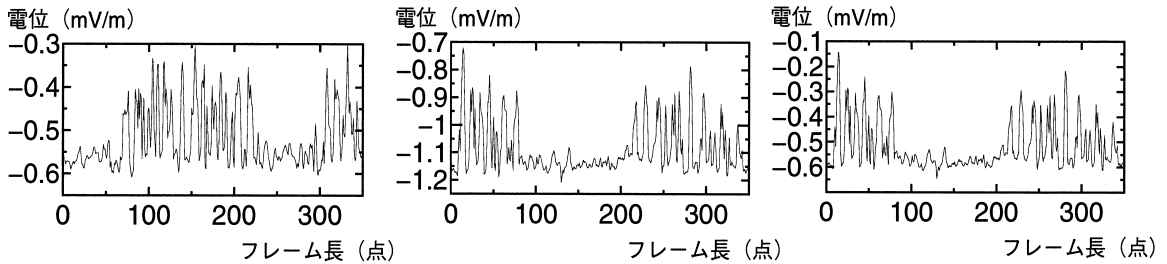


図 21  $x_2(t)$  (地震前兆信号を含まない) (22,000~25,500 秒) Fig. 21  $x_2(t)$  (not added an SES) (22,000-25,500 sec).  
 図 22  $x_2(t)$  (地震前兆信号を含む) (40,000~43,500 秒) Fig. 22  $x_2(t)$  (added an SES) (40,000-43,500 sec).  
 図 23  $x_2(t)$  (地震前兆信号を含まない) (40,000~43,500 秒) Fig. 23  $x_2(t)$  (not added an SES) (40,000-43,500 sec).

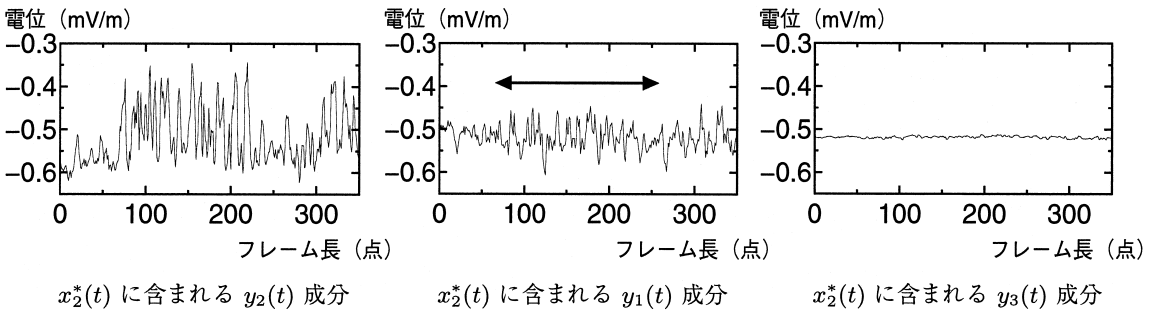


図 24  $x_2^*(t)$  (地震前兆信号を含まない) に含まれる推定独立成分 (22,000~25,500 秒)  
 Fig. 24 Independent components separated from  $x_2^*(t)$  (not added an SES)(22,000-25,500 sec).

から,  $y_2(t)$  成分は電車ノイズ,  $y_3(t)$  成分は地震前兆信号と推定できる. 比較のために, 地震前兆信号を足し合わせる前のデータ (図 23) に ICA を適用したところ, 図 26 のようになった. 図 26 の  $y_1(t)$  成分,  $y_2(t)$  成分,  $y_3(t)$  成分がそれぞれ図 25 の  $y_1(t)$  成分,  $y_2(t)$  成分,  $y_3(t)$  成分と対応していることが分かる. 図 26 の  $y_3(t)$  成分の中には, 図 25 の  $y_3(t)$  成分のようなデータは含まれていないことから,  $y_3(t)$  成分は地震前兆信号であると考えられる. また, 推定混合行列  $A'$  は,

$$A' = \begin{pmatrix} 0.039909 & -0.114383 & 0.043844 \\ -0.030817 & 0.099735 & -0.030845 \\ -0.002604 & 0.032393 & 0.008726 \end{pmatrix} \quad (20)$$

となった.

よって, 人工的に生成したデータではあるが, ICA を用いて電車ノイズ中に地震前兆信号が含まれているデータから電車ノイズと地震前兆信号を分離できることが判明した. また, データを分離するのに要した時間は, 4.1.1 項と同じマシン上で数秒程度であった.

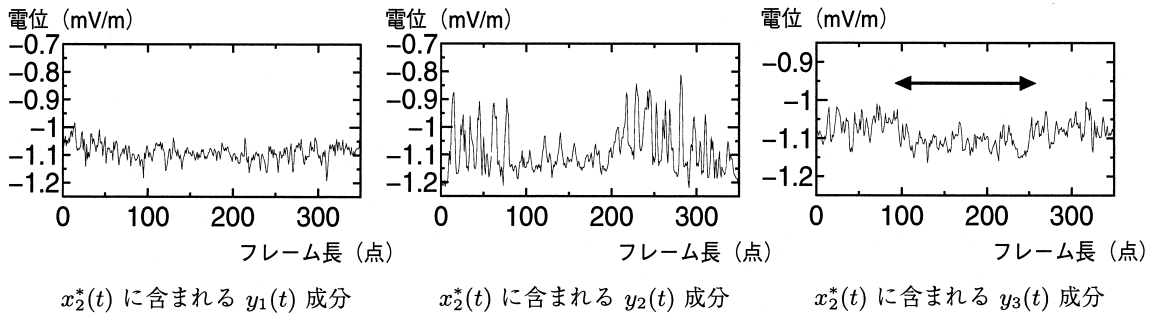


図 25  $x_2^*(t)$  (地震前兆シグナルを含む) から分離された独立成分 (40,000~43,500 秒)

Fig. 25 Independent components separated from  $x_2^*(t)$  (added an SES)(40,000-43,500 sec).

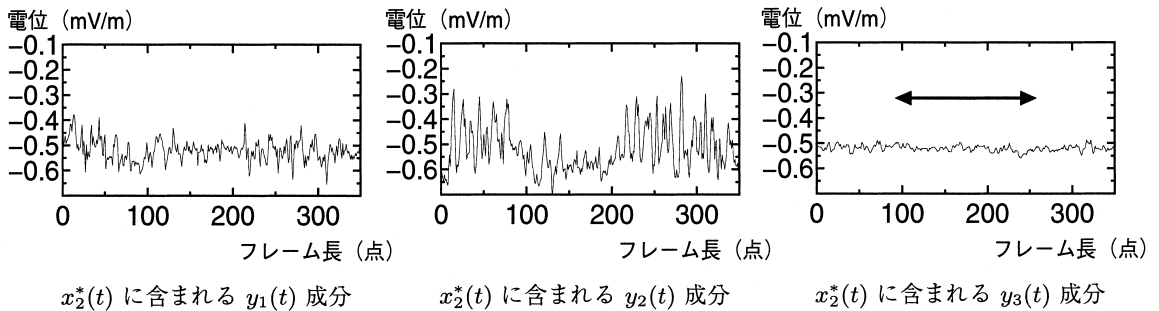


図 26  $x_2^*(t)$  (地震前兆シグナルを含まない) に含まれる推定独立成分 (40,000~43,500 秒)

Fig. 26 Independent components separated from  $x_2^*(t)$  (not added an SES)(40,000-43,500 sec).

## 5. 結 論

本研究の最終的な目的は、ICA を用いて電車ノイズや地震前兆シグナルを地電流データから分離することによって、これまで手作業では確認することができなかった地震前兆シグナルを検出し、短期地震予知の自動化を行うことである。本論文では、長野県・松代観測点と福井県・笹谷観測点の地電流データに ICA を適用した。その結果、両観測点の電車ノイズを分離することができた。したがって、典型的な電車ノイズだけでなく、電車ノイズが多いため、地電流データから典型的な電車ノイズが確認できない場合でも、電車ノイズを分離可能であることが分かった。以上の結果から、最もパワーの強い電車ノイズを分離することによって、残りのデータから地震前兆シグナルを目視でも確認できる可能性が高くなったといえる。

さらに、地震前兆シグナルも分離することができないかを検証するために、地震前兆シグナルのみを含んでいる地電流データと、人工的に生成したデータではあるが電車ノイズ中に地震前兆シグナルを含んだデータに ICA を適用した。その結果、両データとも地震前兆シグナルを分離することができた。以上の結果から、ICA を用いることにより、これまで確認することができなかった地震前兆シグナルを確認することが

できる可能性が高くなると考えられ、我が国での地電流データを用いた短期地震予知の実現に近づくことができたといえる。

また、すべての入力データにおいて、分離に要する時間は数秒程度と非常に高速であったことから、我々が用いたパーセプトロンに比べて、短時間で地電流データを解析し、短期地震予知を行うことが期待できる。

松代観測点では実際に地震前兆シグナルが確認されているが、笹谷観測点では確認されていない。今後は、過去に笹谷観測点付近で起こった地震の日の前の数日間の地電流データを ICA に入力し、地震前兆シグナルが検出されないかを検証する予定である。

ICA を用いて過去の地電流データから地震前兆シグナルの分離ができれば、リアルタイムに地電流データを解析し、短期地震予知を行うことができると考えられる。そのためには、ICA を地電流データから電車ノイズと地震前兆シグナルを分離するフィルタとして用いると同時に、ICA に入力するデータを作成する方法や、分離されたデータから地震前兆シグナルが検出されているかどうかを判別する方法を考える必要がある。以上の方法を統合することによって、実用的な短期地震予知自動化システムを構築することができる。

## 参 考 文 献

- 1) 長尾年恭：地震予知研究の新展開，近未来社 (2001).
- 2) <http://yochi.iord.u-tokai.ac.jp/>
- 3) Varotsos, P., Lazaridou, M., Eftaxias, K., Anonopoulos, G., Makris, J. and Kopanas, J.: Short term earthquake prediction in Greece by seismic electric signals, *Critical Review of VAN*, Sir Lighthill, J., pp.29-76, World Scientific, London, Singapore (1996).
- 4) 小金山美賀，長尾年恭，城 和貴：ニューラルネットワーク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(TOM5), pp.124-133 (2001).
- 5) Fukuda, K., Koganeyama, M., Shouno, H., Nagao, T. and Joe, K.: Detecting Seismic Electric Signals by LVQ based Clustering, *PDPTA2001*, pp.1305-1311 (2001).
- 6) 村田 昇：連載 独立成分解析，*Computer Today*, No.89, pp.55-61，サイエンス社 (1999).
- 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，信学技報，NC2001-47, pp.79-85 (2001).
- 8) Yoshida, S., Uyeshima, M. and Nakatani, M.: Electric potential changes associated with slip failure of granite, Preseismic and coseismic signals, *J. Geophys. Res.*, No.102, pp.14,883-14,897 (1997).
- 9) Yoshida, S., Clint, O.C. and Sammonds, P.R.: Electric potential changes prior to shear fracture in dry and saturated rocks, *Geophys. Res. Lett.*, No.25, pp.1577-1580 (1998).
- 10) Amari, S., Chen, T.P. and Cichocki, A.: Stability analysis of adaptive blind source separation, *Neural Networks*, Vol.10, pp.1345-1351 (1997).

(平成 13 年 9 月 3 日受付)

(平成 13 年 12 月 7 日再受付)

(平成 14 年 1 月 23 日採録)



小金山美賀 (学生会員)

1977 年生まれ。2000 年奈良女子大学理学部情報科学科卒業。2001 年同大学大学院博士前期課程修了。現在同大学院博士後期課程在学中。短期地震予知，データ解析，パターン

認識，ニューラルネットワーク等の研究に興味を持つ。



庄野 逸 (正会員)

1992 年大阪大学基礎工学部生物工学科卒業。同年同大学大学院基礎工学研究科前期課程入学。1994 年同大学院基礎工学研究科前期課程修了。1994 年大阪大学基礎工学部生物工学科助手。1998 年博士 (工学) 取得 (大阪大学)。2001 年奈良女子大学大学院人間文化研究科助手。ニューラルネットワークを用いたパターン認識，パターン形成，最適化問題に対する統計物理的アプローチに関する研究に従事。



長尾 年恭

1987 年東京大学大学院理学系研究科博士課程修了。理学博士。1988 年 6 月金沢大学理学部助手。1995 年 12 月東海大学海洋学部助教授。2000 年 4 月東海大学海洋研究所教授，地震予知研究センター長。大学院在学中に第 22 次日本南極地域観測隊・越冬隊 (1981 年 11 月より 1983 年 3 月まで) に参加，昭和基地で越冬。重力，地殻変動観測等に従事。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。専門は固体地球物理学，地震電磁気学，地球熱学。



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。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情報通信システム学科講師，1998 年同学科助教授。1999 年奈良女子大学理学部情報科学科教授。工学博士。画像処理，文字認識，ニューラルネットワーク，並列計算機アーキテクチャ，自動並列化コンパイラ，並列計算機の解析モデル，視覚化などの研究に従事。IEEE 会員。