

## 尖度解析と最尤推定法を組み合わせた微小地震のP波 入力時刻自動検出法

その他（別言語等） のタイトル	Automatic Picking of Microearthquake P-wave Using Kurtosis Analysis and Maximum Likelihood Analysis
著者	永野 宏治, 岩本 佑介
雑誌名	日本地熱学会誌
巻	29
号	4
ページ	195-202
発行年	2007
URL	<a href="http://hdl.handle.net/10258/414">http://hdl.handle.net/10258/414</a>

doi: info:doi/10.11367/grsj1979.29.195

## 尖度解析と最尤推定法を組み合わせた微小地震のP波 入力時刻自動検出法

その他（別言語等） のタイトル	Automatic Picking of Microearthquake P-wave Using Kurtosis Analysis and Maximum Likelihood Analysis
著者	永野 宏治, 岩本 佑介
雑誌名	日本地熱学会誌
巻	29
号	4
ページ	195-202
発行年	2007
URL	<a href="http://hdl.handle.net/10258/414">http://hdl.handle.net/10258/414</a>

doi: info:doi/10.11367/grsj1979.29.195

## 尖度解析と最尤推定法を組み合わせた微小地震の P波入力時刻自動検出法

永野宏治\*・岩本佑介\*

(平成15年11月21日一部発表, 平成18年11月8日受付, 平成19年7月7日受理)

### Automatic Picking of Microearthquake P-wave Using Kurtosis Analysis and Maximum Likelihood Analysis

Koji NAGANO\* and Yusuke IWAMOTO\*

#### Abstract

An automatic detection algorithm of P-wave arrival time for a microearthquake is described. A function based on normalized fourth-order cumulant, kurtosis, is used to detect both provisional P-wave arrival time and the end of microseismic signal. The contrast function has the maximum value near the P-wave arrival time. After detection of the provisional P-wave arrival time, maximum likelihood analysis is applied to evaluate residuals between microseismic signal and its AR model, which is made based on the provisional P-wave arrival time. 100 of microseismic events are used to examine the performance of this automatic detection. Errors of the automatic detection are within 3 ms in the 97 events. 3 ms is as long as a quarter of a period of P-wave because dominant frequency of P-wave is 80 Hz.

**Keywords:** microearthquake, automatic detection, higher-order statistics, kurtosis

#### 1. はじめに

微小地震の計測は、地熱貯留層を把握する方法として広く行われている。微小地震の解析では、微小地震の活性度の評価、震源の標定、波形解析による震源メカニズムの推定等が行われる(例えば, Moriya et al., 2002)。これらの解析では、P波の入力時刻の検出がその解析の出発点になる。

微小地震を使った地下き裂計測では、震源標定の自動

化が実用上重要である。特にP波の入力時刻の自動検出は、震源標定の自動化に不可欠である。水圧破砕法で地下き裂を刺激すると、数千個から数万個の微小地震が発生する。それらの解析と震源標定の作業は膨大なため、震源標定の自動化が必要である。さらに、地下き裂の動きを制御するためには実時間の震源標定が必要であるため、自動化により震源標定の高速度化が図られる。

P波の入力時刻の自動検出には、様々な原理による手

\* 室蘭工業大学 情報工学科 〒050-8585 北海道室蘭市水元町27-1  
Department of Computer Science and Systems Engineering, Muroran Institute of Technology,  
Mizumoto 27-1, Muroran, Hokkaido, 050-8585, Japan

© The Geothermal Research Society of Japan, 2007

法が提案されている(例えば, Glinsky et al., 2001; Nagano et al., 1989; Stewart, 1977; 横田ほか, 1981)。P波の入力時刻の自動検出法は, P波の入力時刻を表現する関数の特徴によって大別できる。第一の手法は, P波の入力時刻を表現する関数がしきい値を越えた時刻をP波の入力時刻とする手法である。この場合, 着目する関数の選択としきい値の設定が必要になる。微小地震とノイズの波形は, 測定条件によって様々に変化するため, この手法ではしきい値の設定が実用上課題になる。第二の手法は, P波の入力時刻に最大値あるいは最小値をもつ関数を使う手法である。この手法は, しきい値を設定する必要がないため, より実用的である。これらの他に, ニューラルネットワークを使ったパターン認識技術のように, 評価関数を学習により修正する手法もある。

横田ほか(1981)は, P波とその前のノイズを, それぞれ自己回帰モデルでモデル化し, P波とその自己回帰モデルとの推定残差について最尤推定法を適用してP波入力時刻を自動検出した。この手法は, 実用上高い検出精度を実現していた。この手法では, P波の振幅とスペクトルの2つの性質を自己回帰モデルの係数が表現する。そして, 非定常な波形を定常な2つの区間に分割する原理に基づいてP波の入力時刻を検出する。しかし, この手法は, 自己回帰モデルを作る時に, P波とノイズの区間をあらかじめ決めておく必要があった。P波の自己回帰モデルはP波のみが存在している区間の波形を使って作ることが望ましい。また, ノイズの自己回帰モデルも同様にノイズのみの区間の波形から作ることが望ましい。これらの区間決めにはP波の入力時刻が厳密には必要である。そして, 一方の自己回帰モデルを作る区間に他方の波が入ると, 自己回帰モデルの質が劣化しP波入力時刻の検出精度が低下する。横田ほか(1981)では別の前処理により, P波入力時刻の候補を決めて, 自己回帰モデルを使った最尤推定法を実行している。地熱貯留層で発生する微小地震の伝播距離は高々数 kmであるため, 地震波に比べ, 高い周波数成分が減衰しないで観測される。したがって, 微小地震のスペクトルは, 地震波のそれより広帯域である。また, 微小地震では, 様々な境界における反射波・変換波等が短い時間間隔で次々に入力する。このように, 新しい別の波が次々に入力している場合, 自己回帰モデルの質の優劣が大きく微小地震のP波の入力時刻の検出に影響する。

微小地震の波形の特徴は, 統計量であるモーメントあるいはキュムラントで評価できる。確率密度関数のフーリエ変換であるモーメント母関数をTaylor展開した時の係数がモーメントである。モーメント母関数の対数がキュムラント母関数である。キュムラント母関数をTaylor展開した時の係数がキュムラントである(小倉,

1978, pp. 16-33)。モーメント母関数やキュムラント母関数が決まれば, その確率過程の統計的性質をすべて記述できる。広く使われている自己相関関数やパワースペクトルは2次の統計量である。一方, 3次以上の高次の統計量を使えば, 自己相関関数やパワースペクトルの解析ではできなかった信号の性質を評価できる(Mendel, 1991; Nikias and Petropulu, 1993; Hyvärine and Oja, 2000)。以下, 本論文では3次以上の統計量を高次統計量と表現する。2次以下の統計量では評価できないが, 高次統計量で評価できる性質には, 例えば, 高次キュムラントで評価できる確率過程のガウス性がある。

3次より高次のキュムラントは, ガウス分布では0になる。したがって, 高次のキュムラントはガウス分布の度合いを表す尺度になる。ラグが0の4次のキュムラントが尖度(kurtosis)である(Mendel, 1991)。平均値が0の定常過程 $x(k)$ の尖度 $C_4$ は,

$$C_4 = E[x^4(k)] - 3\{E[x^2(k)]\}^2 \quad (1)$$

である。ただし,  $E[\ ]$ は期待値を表す。尖度は確率密度関数の鋭さを表現する。 $C_4 = 0$ のガウス分布を基準にして, ラプラス分布のようにスパイク状の確率密度関数は,  $C_4 > 0$ であり, 一様分布のような平坦な確率密度関数は,  $C_4 < 0$ である。平均0の確率過程の分散 $\sigma^2$ を,  $\sigma^2 = E[x^2(k)]$ とすると, 正規化尖度 $\bar{C}_4$ は,

$$\bar{C}_4 = \frac{C_4}{(\sigma^2)^2} \quad (2)$$

である。正規化尖度は, 分散が表す信号の大きさとは無関係に確率密度関数の尖度を表現できる。

本論文では, 正規化尖度を使って微小地震のP波の入力時刻を自動検出する信号処理法について述べる。正規化尖度を使った評価関数は, ガウス性ノイズからP波へ変化する時の波形データの確率密度関数の変化を自動検出に適した形で表現できる。尖度等の高次統計量を使ったP波の入力時刻の自動検出法はこれまでなかった。さらに, このP波の入力時刻検出法と横田ほかの最尤推定法を組み合わせると, より精度の高いP波の入力時刻の自動検出法を実現する。そして, これらの自動検出法による検出結果を, 人間の波形解析結果と比較し, その精度を評価する。

## 2. 尖度を使ったP波の入力時刻の1次検出

Fig. 1は地下き裂が動く時に発生する微小地震の典型的な波形である。同図の微小地震はフランスのソルツHDRフィールドで行われた水圧破碎実験で観測した(Jupe et al. 1994)。典型的な微小地震の波形では, 最初にノイズがあり, P波S波の順に入力し, S波が減衰し

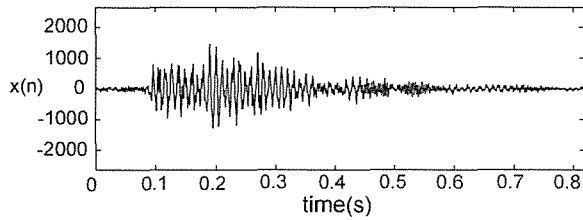


Fig 1. A typical waveform of a microearthquake.

てひとつの微小地震が終わり、再びノイズになる。本論文では、このような典型的な微小地震のデータにあるP波の入力時刻を自動検出する手法について検討する。

微小地震計測で観測されるノイズは、大きく三つの範ちゅうに分類できる。まず、熱雑音のように計測システムが本質的にもつノイズがある。このようなノイズは、ガウス分布に従う場合が多い(宮脇, 1961, pp. 35-53)。第二に、他の電気機器や機械等の人為的雑音源との結合に由来するノイズがある。第三に、自然界のじょう乱によるノイズがある。人為的雑音と自然界のじょう乱は、計測システムの改善により抑圧可能である。そこで、本論文では、計測システムには必ず伴うノイズを考慮することにし、ガウス分布に従うノイズに対応した自動検出法を検討する。

正規化尖度を使ってP波の入力時刻を自動検出する関数  $\phi(n)$  を

$$\phi(n) = \frac{\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n x^4(k) - 3 \left\{ \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n x^2(k) \right\}^2}{\left\{ \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n x^2(k) \right\}^2} \quad (3)$$

に定義する。 $\phi(n)$  は正規化尖度を計算するデータの区間の長さ  $n$  を変数にもつ。つまり、 $n$  がP波入力前のノイズのみの区間にある場合、 $\phi(n)$  はP波が入力する前のノイズのみのデータの尖度を表す。 $n$  が大きくなってノイズの他にP波も含む場合、 $\phi(n)$  はノイズとP波を合わせたデータの尖度を表す。

Fig. 2に、P波が入力する時刻付近における $\phi(n)$ の変化とその区間における瞬時値の頻度分布の概略を示す。P波が入力する前にノイズが入力している区間では、その信号はガウス分布で近似できる。したがって、 $\phi(n)$  は0に近づく。P波が入力した直後では、頻度分布は0付近に集中して分布しているノイズ区間のデータとそれに比べて大きな値になるP波のデータからなる。つまり、P波入力直後はスパイク状の頻度分布になるため、 $\phi(n)$  は大きな正の値になる。P波の入力が続くと、P波のデータが支配的になる。P波もランダムに変動しているため、

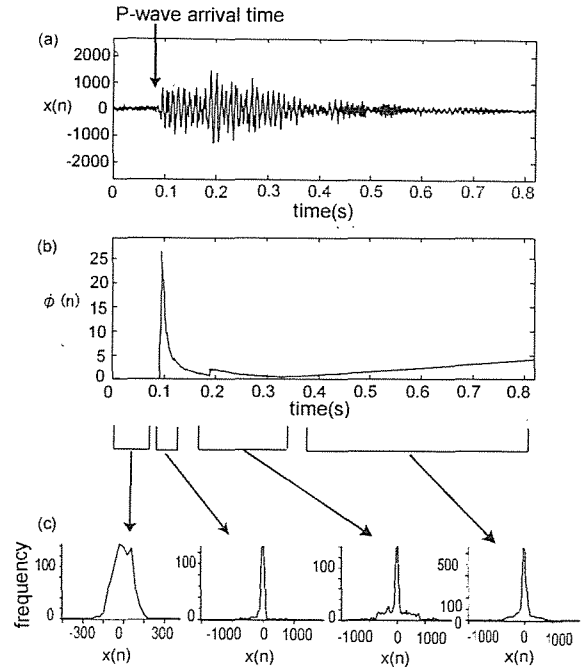


Fig 2. (a) The typical microearthquake. (b) The contrast function  $\phi(n)$  using kurtosis. (c) The distribution of the samples. As the data-length increases, the distribution shows a pattern which indicates the P-wave arrival.

その頻度分布はガウス分布で近似できる。したがって、 $\phi(n)$  は再び0に近づく。S波が入力した直後には、P波が入力した時とほぼ同様に $\phi(n)$ は変化する。ただし、ノイズの大きさに対するP波の大きさの変化に比べて、P波の大きさに対するS波の変化は小さいため、S波入力

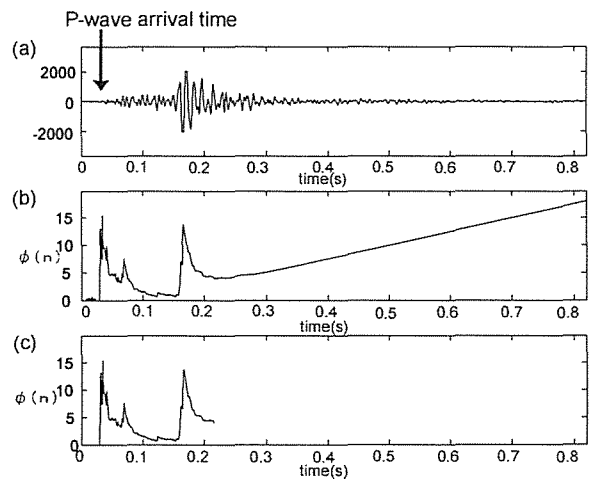


Fig. 3 (a) The typical microearthquake. (b) The contrast function  $\phi(n)$  increases monotonously after the microearthquake. (c) The automatic picking is terminated when the monotonous increase of  $\phi(n)$  begins.

直後の  $\phi(n)$  の変化は P 波のそれに比べて小さい。S 波が減衰するとノイズである 0 付近のデータのみが累積する。S 波が減衰した後のノイズまで含めた区間では、0 付近の頻度が突出したスパイク状の頻度分布になるため、 $\phi(n)$  は単調に増加する。

P 波の入力時刻を自動検出するためには、P 波の入力時刻を探す区間を決める必要がある。その区間は、区間内に P 波の入力時刻があり、しかもその長さが短い方がよい。Fig. 3 に  $\phi(n)$  の変化を示す。 $\phi(n)$  は、微小地震が入力し減衰した時のノイズ区間において必ず単調に増加する。解析対象のデータの終りの部分において、 $\phi(n)$  の単調増加が始まる時刻を P 波入力時刻の探索区間の終りとする。 $\phi(n)$  の単調増加が始まる時刻は、時間軸を逆方向に  $\phi(n)$  を調べて決める。P 波入力時刻の探索区間の始まりは、データのはじめとする。

P 波の入力時刻の自動検出は、P 波の入力時刻で最大あるいは最小になる関数により実現できる。 $\phi(n)$  を使って評価関数  $\Psi(n)$  を

$$\Psi(n) = \frac{\phi(n+1)\phi(n)}{\phi^2(n)} \quad (4)$$

と定義する。 $\Psi(n)$  は P 波入力時刻に最大値をもつ。 $\Psi(n)$  の分子にある  $\phi(n)$  の差分は、P 波が入力する時に  $\phi(n)$  が増加する性質を強調している。また、P 波入力前のノイズ区間では  $\phi(n) \approx 0$  になるため、 $\Psi(n)$  の分母は、P 波入力直後の  $\phi(n)$  の変化を強調している。Fig. 4 に、

$\Psi(n)$  の変化を示す。同図にみられるように、P 波入力時刻に  $\Psi(n)$  は最大になる。

$\Psi(n)$  が最大になる時刻と人間が波形を観察して検出

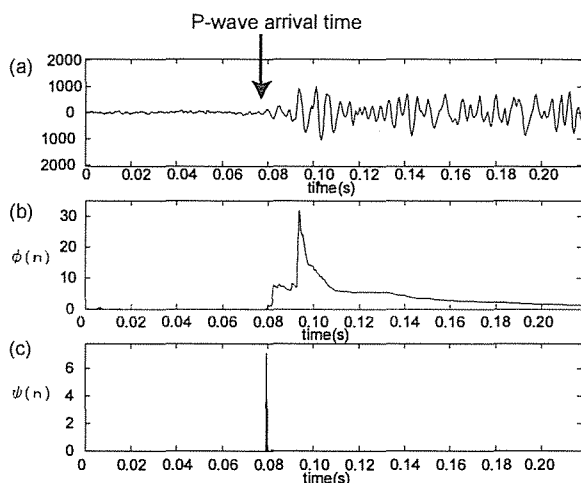


Fig. 4. (a) The typical microearthquake. (b) Typical patterns of  $\phi(n)$ . (c) The contrast function  $\Psi(n)$  has the maximum value at the P-wave arrival.

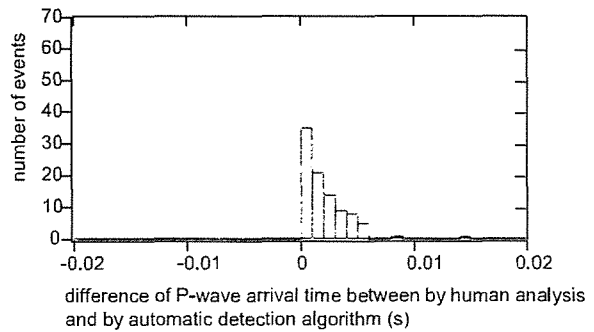


Fig. 5 Differences of the detected P-wave arrival time between by the human analysis and by the automatic detected algorithm using only  $\phi(n)$ . When a value detected by the automatic detection algorithm is after that detected by human, difference is positive. One hundred seismic signals are examined. A vertical component is only analyzed.

した P 波の入力時刻を、100 個の微小地震の波形について、比較した。Fig. 5 に、人間が検出した P 波入力時刻と  $\Psi(n)$  が最大になる時刻の差の分布を示す。同図では、 $\Psi(n)$  が最大になる時刻が、人間が決めた入力時刻より後にある場合、差の符号を正にしている。このデータのサンプリング周期は 0.2 ms である。人間の検出結果とのずれが 98 個の微小地震において 5ms 以内であった。比較に用いた微小地震の P 波の卓越周波数は 80Hz であり、50Hz~200Hz 付近までに主な周波数成分があった。したがって、人間の検出結果とのずれは、P 波の半周期以内であった。

微小地震の信号の質と自動検出の精度を検討する。Fig. 6 に、 $\Psi(n)$  が最大になる時刻と人間が波形を観察して決めた P 波の入力時刻の差と信号の SN 比の関係を示す。同図では、Fig. 5 で使った微小地震の信号にガウス分布に従う乱数を加えた信号をデータとしている。実際に観測した AE 信号の SN 比の分布範囲は限られているため、加える乱数の分散を変えて様々な SN 比の信号を作っている。SN 比は人間が決めた P 波の入力時刻の前後における信号の分散の比で定義している。SN 比が 30dB より大きい場合、差は減少している。SN 比が 15dB~30dB で

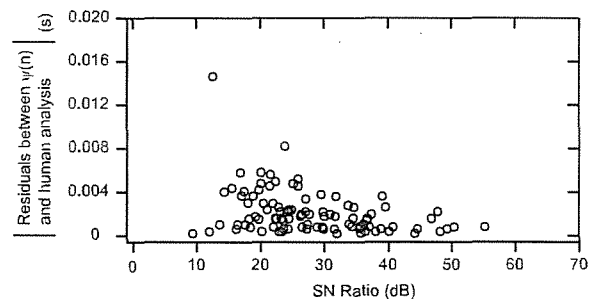


Fig. 6 Relation between the signal-to-noise ratio and residuals between  $\Psi(n)$  and the human analysis Absolute value of the residual is plotted.

は、SN比によらず差はほぼ一定の範囲に収まっている。ガウス分布に従うノイズの尖度は、そのガウス分布の分散とは無関係に、0になる。この尖度の性質により、 $\Psi(n)$ を使ったP波の入力時刻の自動検出法は、ノイズがガウス分布に従う場合、ノイズの大きさは無関係にP波の入力時刻を自動検出できたと考えられる。このことは、本手法の有効性を示す一例である。

この $\Psi(n)$ を使ったP波の入力時刻検出法は、解析する信号についてあらかじめ仮定をもうけない。解析するデータの中に、Fig. 1のような微小地震の信号が含まれていれば、本手法は、P波の入力時刻をFig. 5とFig. 6に示した性能で検出できる。

### 3. P波の入力時刻の最終検出

$\Psi(n)$ を使ったP波の入力時刻自動検出法の検出精度をより向上させるために、横田ほか(1981)の自己回帰モデルを使った最尤推定法に、前節で述べた $\Psi(n)$ を使ったP波の入力時刻自動検出法を組み合わせる。

#### 3-1) 自己回帰モデルを使った最尤推定

横田ほか(1981)では、地震波のP波とその前のノイズを、それぞれ自己回帰モデルでモデル化した。そして、地震波とその自己回帰モデルとの推定残差について最尤推定法を適用してP波入力時刻を自動検出した。本節では、そのP波入力時刻の自動検出法の概略を述べる。

地震波の初動区間の波形を

$$\{z(n)\} \quad (n=1,2,\dots,\eta,\eta+1,\dots, N-\eta,\dots,N-1,N) \quad (5)$$

とする。ただし、 $\eta$ は自己回帰モデルを作るデータの長さとする。 $\{z(n)\}$ の前の区間 $\{z(n)\} \quad (n=1,2,\dots,\eta)$ を使ってノイズの自己回帰モデル $\{a_i\} \quad (i=1,2,\dots,q)$ を作る。また、後の区間

$\{z(n)\} \quad (n=N-\eta+1,N-\eta+2,\dots,N)$ を使ってP波の自己回帰モデル $\{b_i\} \quad (i=1,2,\dots,s)$ を作る。

$\{z(n)\}$ を $n=k$ で2つに分割する。前半をノイズの自己回帰モデル $\{a_i\}$ 、後半をP波の自己回帰モデル $\{b_i\}$ で推定し、それぞれの推定残差を

$$r_F(n) = z(n) - \sum_{i=1}^q a_i z(n-i) \quad (6)$$

$$(n=\eta+1,\eta+2,\dots,k)$$

$$r_S(n) = z(n) \sum_{i=1}^s b_i z(n+i) \quad (7)$$

$$(n=k+1,k+2,\dots,N-\eta)$$

とする。残差 $r_F(n)$ と $r_S(n)$ が従う確率密度関数をそれぞれ、 $f_F(r_F(n)|\theta_F,k)$ 、 $f_S(r_S(n)|\theta_S,k)$ とする。ただし、 $\theta_F$ 、 $\theta_S$ は確率密度関数の形を決めるパラメータを成分にもつベクトルである。推定残差の対数尤度関数は、

$$\ell(r(n)|\theta_F,\theta_S,k) = \ln \prod_{n=\eta}^k f_F(r_F(n)|\theta_F,k) \prod_{n=k+1}^{N-\eta} f_S(r_S(n)|\theta_S,k), \quad (8)$$

である。ただし、 $\{r(n)|r_F(n) \cup r_S(n)\}$ とする。

残差 $r_F(n)$ と $r_S(n)$ はそれぞれガウス分布に従うと仮定する。つまり、確率密度関数 $f_F(r_F(n)|\theta_F,k)$ の形を決めるパラメータ $\theta_F$ は、その区間の残差の平均 $\mu_F$ と分散 $\sigma^2_F$ である。また、 $\theta_S$ はその区間の残差の平均 $\mu_S$ と分散 $\sigma^2_S$ である。 $\mu_F$ と $\sigma^2_F$ は $r_F(n)$ から、 $\mu_S$ と $\sigma^2_S$ は $r_S(n)$ から、それぞれ直接推定する。したがって、式(8)で未決定のパラメータは分割時刻 $k$ だけになる。

横田ほか(1981)は、AICが最小になる分割時刻をP波の入力時刻にした。AICは

$$AIC = -2\{\ell(r(n)|\theta_F,\theta_S,k)\} + 2(\text{number of parameters}) \quad (9)$$

である。式(9)の右辺第2項のパラメータとは、式(6)(7)の自己回帰モデルの次数 $q,s$ と分割時刻 $k$ である。

横田ほか(1981)の手法は、ノイズとP波の自己回帰モデルを適切に作る事ができれば、精度良くP波の入力時刻を自動検出できる。しかし、P波の自己回帰モデルを作るために必要なP波の区間を決める信号処理が、横田ほか(1981)では未解決であった。P波の入力時刻を検出できる適切なP波の自己回帰モデルを作るためには、P波の自己回帰モデルを作るデータがP波の前のノイズや初動P波以外の波を含まないことが望ましい。初動P波以外の波を含んだデータでP波の自己回帰モデルを作ると、P波の自動検出の性能が劣化する。P波の自己回帰モデルを作るために使うP波の区間を決めるには、P波の入力時刻をあらかじめ決めておく必要がある。そして、P波の区間を決めるための信号処理は、アプリアリな仮定が少なく、様々な形の微小地震とノイズについて頑健にP波の入力時刻を検出できることが重要である。

#### 3-2) $\Psi(n)$ と最尤推定法の組み合わせ

2節で述べたように、尖度を使った評価関数 $\Psi(n)$ はノイズの大きさによらずP波の入力時刻を比較的よい精度で自動検出できる。また、評価関数 $\Psi(n)$ でP波の入力時

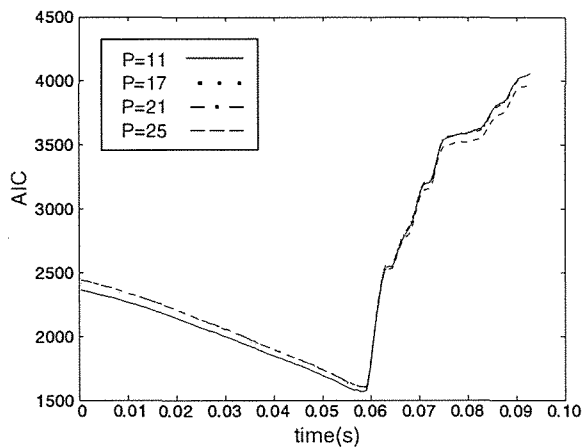


Fig. 7 The time at which AIC is minimum is same when the order of the AR model is more than 11.

刻を検出する時、アприオリな仮定はない。前節で述べた自己回帰モデルを作るデータの区間を決める前処理に、 $\Psi(n)$ によるP波入力時刻の自動検出法を使う。自己回帰モデルを使った最尤推定法の未解決な課題を、 $\Psi(n)$ を使った信号解析法で補い、P波の入力時刻を自動検出する。

横田ほか (1981) では、式(9)のAICを最小にする分割時刻  $k$  と自己回帰モデルの次数  $q, s$  を探した。Fig. 7に、次数が11以上において、P波入力時刻付近で分割時刻  $k$  を変えた時のAICの変化を示す。同図にみられるように、次数が11以上の時、AICが最小になる時刻はその次数に関わらず等しい。つまり、P波の入力時刻を自動検出するために、本論文で対象にした微小地震のP波を自己回帰モデルでモデル化する場合、11より大きな自己回帰モデルの次数は必要ない。自己回帰モデルの次数は、モデル化する信号のパワースペクトルのピークの数に関係する。一般に自己回帰モデルの次数が高い場合パワースペクトルの特徴を詳しく表現できる可能性がある。一方、

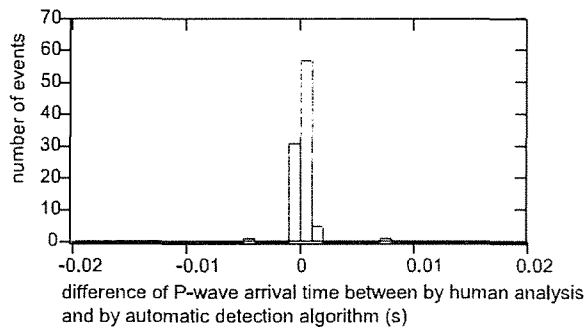


Fig. 8 Differences of the detected P-wave arrival time between by the human analysis and by the automatic detection algorithms using the combination of  $\Psi(n)$  and  $\ell(n)$ . The hundred data same as that in Figure 5 are analyzed.

高い次数の自己回帰モデルは、パワースペクトルのピークを必要以上に作り出す危険もある。さらに、高い次数のモデルは計算時間を増加させる。本論文では、自己回帰モデルの精度と計算時間のバランスを考慮して、自己回帰モデルの次数を固定することにした。次数を固定すると、次数を決定するための計算も省略できる。本論文では、自己回帰モデルの次数を8に固定し、式(8)の対数尤度関数が最大になる時刻をP波の入力時刻にすることにした。

$\Psi(n)$ が最大になる時刻に基づき自己回帰モデルを作るP波とノイズの区間を決めて自己回帰モデルを作る。そして、その自己回帰モデルの推定残差についての対数尤度関数  $\ell(n)$  が最大になる時刻をP波の入力時刻として自動検出する。その自動検出結果と人間の波形観察で決めたP波の入力時刻の差の頻度分布を Fig. 8 に示す。同図で使ったデータは、Fig. 5で  $\Psi(n)$ のみを使った自動検出と同じデータである。Fig. 8に示す  $\Psi(n)$  と  $\ell(n)$  を組み合わせた自動検出法は、 $\Psi(n)$  のみの結果に比べて、ばらつきが小さくなって精度が向上している。

### 3-(3) 3成分信号におけるP波の自動検出

微小地震の計測では、3成分の計測が広く行われている。3成分弾性波計測では、微小地震の3次元粒子運動を計測する。前節までに述べたP波の入力時刻の自動検出法を3成分弾性波計測に適用する。

測定した微小地震の3成分それぞれにおいて、3-(2)節で述べた尖度解析と最尤推定法を組み合わせたP波の自動検出法を適用して仮のP波の入力時刻を決める。

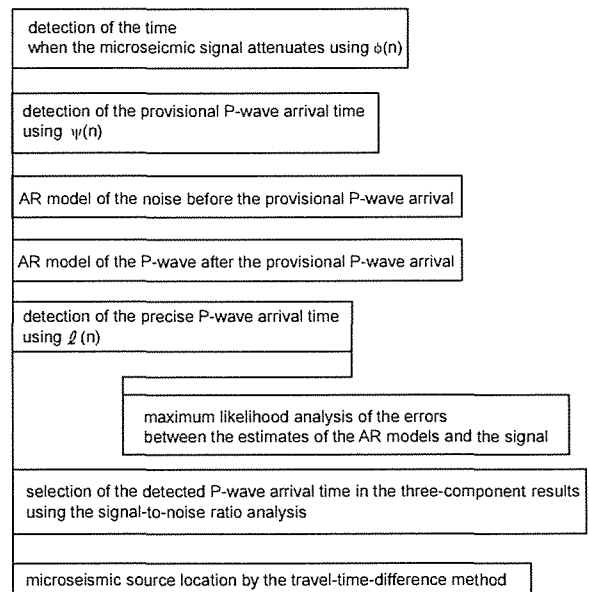


Fig. 9 PAD of the automatic detection algorithm of the P-wave.



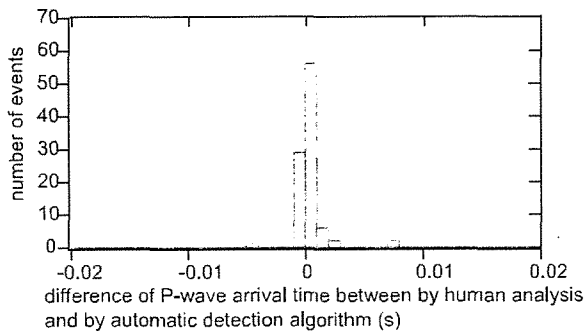


Fig. 10 When the three-component seismic measurement is employed, the P-wave arrival time is automatically selected in the three detected results based on the analysis of the signal-to-noise ratio. The combination of  $\Psi(n)$  and  $\ell(n)$  is used in the automatic detection algorithm. One hundred seismic signals are examined by the automatic detection algorithm. The result of the highest signal-to-noise ratio component is automatically selected as the P-wave arrival time in the three-components. The results with the highest signal-to-noise ratio are plotted.

検出した仮の P 波入力時刻を境にして、前の区間の分散  $\sigma^2_N$  と後の区間の分散  $\sigma^2_P$  の比  $\frac{\sigma^2_P}{\sigma^2_N}$  を 3 成分で比較する。 $\frac{\sigma^2_P}{\sigma^2_N}$  が最大になる成分の仮の P 波入力時刻を P 波入力時刻にする。Fig. 9 に 3 成分信号における P 波入力時刻の自動検出法の流れを示す。

Fig. 10 に、3 成分の微小地震信号について、尖度解析と最尤推定法を組み合わせる自動検出した P 波の入力時刻と、人間の波形観察により検出した P 波の入力時刻を比較した結果を示す。100 個の微小地震を比較した結果、97 個が 3 ms 以内の残差であった。比較に用いた微小地震の P 波の卓越周波数は 80Hz であり、この 3ms の残差は P 波の  $\frac{1}{4}$  周期程度である。

3 成分の微小信号に対して尖度解析と最尤推定法を組み合わせる P 波の自動検出結果と人間の波形観察の結果

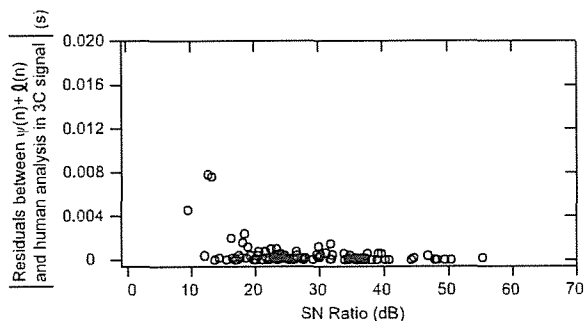


Fig. 11 A relation between the signal-to-noise ratio and residuals between  $\Psi(n) + \ell(n)$  for the 3C signal and the human analysis. Absolute value of the residual is plotted.

Table. 1 Computer system for automatic detection of P-wave arrivaltime.

	specification
CPU	Intel Celeron 800 MHz
Memory	192 M Byte
OS	Vine Linux 2.6
Computing Environment	The MathWorks, Inc., MATLAB Release 13

の残差を、微小地震の SN 比を変化させて調べた結果を Fig. 11 に示す。同図では、Fig. 6 の時と同じに、微小地震にガウス分布に従う乱数を加えて、微小地震の SN 比を変化させた。同図では、SN 比が 12 dB 以上の時、残差の最大値は SN 比と無関係であった。このように、ガウス性のノイズの大きさの影響を受けにくい点が、本手法の特徴の一つである。

Table 1 にまとめた計算機において、1 成分 8192 点の 3 成分微小地震信号を解析するのに、この信号処理法の計算時間は約 8s であった。計算機の性能とプログラム言語がインタプリタ言語であることを考慮すると、本自動検出法は、パーソナルコンピュータにおいてほぼ実時間で P 波の入力時刻を自動検出できる。

#### 4. 結論

本論文は、尖度を応用した微小地震の P 波入力時刻の自動検出法について述べた。尖度は高次統計量の 1 つであり、確率密度関数の鋭さを表す。ガウス分布では、尖度は 0 になる。尖度を応用した P 波の入力時刻を検出する評価関数  $\Psi(n)$  は、P 波の入力時刻付近で最大になる。ガウス分布では尖度が 0 になるため、 $\Psi(n)$  は、ガウス分布に従うノイズの大きさに影響されにくくなっている。

P 波の入力時刻の自動検出では、その信号処理過程に仮定やパラメータの設定がない信号処理法が実用上望ましい。 $\Psi(n)$  を使った信号処理は、ノイズと微小地震の波形の単純かつイベントに因らない共通な特徴を利用し、かつ、信号処理をするうえでの仮定とパラメータの設定はない。したがって、 $\Psi(n)$  を使った P 波の入力時刻の自動検出法は実用的である。

本論文では、 $\Psi(n)$  を使った P 波入力時刻の自動検出で、横田ほか (1981) の最尤推定法の未解決な問題を補った。さらに、本自動検出法を、広く行われている 3 成分の微小地震計測に適用する手法を述べた。この尖度を使った関数  $\Psi(n)$  の前処理とこの最尤推定法を組み合わせる自動検出法は、100 個の微小地震のうち 97 個において人間の波形解析とのずれが 3 ms 以内で、P 波の入力時刻を自動検出できた。比較に用いた微小地震の P 波の卓越周波数は 80Hz であり、この 3ms の残差は P 波の  $\frac{1}{4}$  周期程度に相当する。

微小地震の P 波の自動検出アルゴリズムには、これま

で様々な原理に基づくアルゴリズムが提案されてきた。尖度を使ったP波の入力時刻の自動検出法はこれまでにない原理に基づいている。本手法は、ガウス分布に従うノイズの確率密度関数とそれより分散が大きいP波の確率密度関数の違いを尖度で表現している。微小地震の波形において、この違いは本質的であるため、微小地震のP波の入力時刻をロバストに自動検出できる。また、本手法は尖度が飛び値に敏感な点も活用している。このように、本手法は微小地震の本質的かつ従来着目しなかった特徴を利用する微小地震のP波の入力時刻の自動検出法である。微小地震の波形とそのノイズは様々に変化するため、微小地震の自動解析では、多様な原理に基づく手法を検討することが重要である。本手法もその有効な一つになりえる。

## 謝 辞

本研究は、NEDO 国際共同研究 MTC/MURPHY プロジェクトおよび文部科学省科学研究費補助金「高次統計量解析による3成分弾性波信号のブラインド分離（課題番号13650980）」により実施された。関係各位に感謝する。また、2名の匿名の査読者には本論文について有意義な助言をいただきました。ここに記して感謝の意を表します。

## 引 用 文 献

- Glinsky, M. E., Clark, G. A., Cheng, P. K. Z., Devi, K. R. S., Robinson, J. H., and Ford, G. E. (2001) Automatic event picking in prestack migrated gathers using a probabilistic neural network, *Geophysics*, 66, 1488-1496.
- Hyvärine, A. and Oja, E. (2000) Independent component analysis: Algorithms and applications, *Neural Networks*, 13, 411-430.
- Jupe, A., Jones, R. H., Willis-Richards, J., Dyer B., Nicholls, J., and Jacques, P. (1994), Report on HDR Phase 4 - Soultz Experimental Programme 1993/1994, CSM Associates Ltd., IR02-12.
- Mendel, J. M. (1991) Tutorial on higher-order statistics (spectra) in signal processing and system theory: theoretical results and some applications, *Proceedings of the IEEE*, 79, 278-305.
- 宮脇一男(1961) 雑音解析, 朝倉書店, 221p.
- Moriya, H., Nakazato, K., Niitsuma, H., and Baria, R. (2002) Detailed fracture system of the Soultz-sous-Forets HDR field evaluated using microseismic multiplet analysis, *Pure Appl. Geophys.*, 159, 517-541.
- Nagano, K., Niitsuma, H., and Chubachi, N. (1989) Automatic algorithm for triaxial hodogram source location in downhole acoustic emission measurement, *Geophysics*, 54, 508-513.
- Nikias, C. L. and Petropulu, A. P. (1993) *Higher-Order Spectra Analysis*, Prentice Hall, New Jersey.
- 小倉久直(1978) 物理・工学のための確率過程論, コロナ社, 266p.
- Stewart, S. W. (1977) Real time detection and location of local seismic events in central california, *Bull. seism. Soc. Am.*, 67, 433-452.
- 横田 崇, 周 勝奎, 溝上 恵, 中村 功 (1981) 地震波データの自動検出 方式とオンライン処理システムにおける稼働実験, 地震研究所彙報, 56, 449-484.