

地殻変動観測データの多変量解析

——ARIMA モデルによる予測の試み——

岡山大学教養部地学教室 橋 爪 道 郎*
京都大学防災研究所 三 雲 健

(昭和 58 年 6 月 29 日受理)

Analysis of Non-stationary Observed Data of Crustal Movements by an Application of a Multi-Variable ARIMA Model

Michio HASHIZUME*

Department of Liberal Arts and Sciences, Okayama University

and

Takeshi MIKUMO

Disaster Prevention Research Institute, Kyoto University

(Received June 29, 1983)

An attempt was made to apply a multi-variable ARIMA model (autoregressive integrated moving average model) to observed non-stationary variations of crustal strains, ground tilts, precipitation, and water discharge. The purpose here is to find correlations among these observed values, to make predictions for their future variations, and to detect some possible anomalies that might be related to the change of tectonic stress field and the earthquake occurrence.

The model fitting is applied to the records obtained at the Kamitakara Geophysical Observatory. The applicability of this model is carefully tested by the randomness of noise involved in each of the observations, and also by examining independence of each variable after removal of dependent components. The preliminary results suggest that the observed areal strains and ground tilts are somewhat affected by long-period fluctuations of precipitation in a range between 20 and 50 days but not by water discharge in the observation vault, and that the amount of water discharge is subjected to variations of areal strains in addition to the effects of rainfall. It is also suggested by the present analysis that the large amplitude variations of strains and tilts observed during some period in 1978 are within the range of prediction errors and may not be any significant changes due to tectonic origins.

§1. ま え が き

最近、地震予知を目的として、地震発生前後の様々な地球物理現象の観測量の異常変化を検出し、その定量的評価をしようとする試みが行われている。これらの観測量には種々の原因による変動が含まれているのが普通であるから、これが地震発生に関係した変動かどうかを判断

昭和 56 年 4 月 9 日及び昭和 57 年 10 月 5 日発表

* 現所属: Earth Science Division, UNESCO, 75700 Paris, France

するためには、ある客観的基準が必要になる。このための1つの方法として、過去のある時点から現在迄の観測データを解析することにより、その時系列に内在する規則性を見出し、これを外挿して未来のある時刻の値を予測し、その時点での観測量との差が一定レベルを超えた場合に異常変動を検出するという方法が試みられている。地殻変動観測データに関しては例えば Chebysev の多項式をあてはめる場合 [ISHII (1976)] や、Wiener の予測フィルターを用いる場合 [石川・宮武 (1978)], IAR モデルを適用する場合 [大内・高橋 (1981)] などがある。また直接に予測を目的としたものではないが、種々の擾乱やドリフトを含む地球潮汐や Chandler wobble の観測データの構造解析に AR モデルを用いた例 [例えば Ooe (1978); 大江 (1980); 大江・佐藤 (1981)] もある。

上に述べた研究は何れも1種類の観測量からそれ自体の構造を解析し、あるいはこれを用いて予測をしようとするものである。しかし地殻変動観測量のように、降雨や気圧・温度変化、地下水位など多くの要素に影響を受ける場合には、これらの相互間の影響を考慮した解析が必要と思われる。したがってここでは、1) 地殻変動及びこれに関連する諸観測量相互間の影響をどの様な形で表現するのが適当か、2) これらの影響下で各観測量個有の変動をどのようにして検出するか、3) 検出された個有の変動を如何に解釈するか、などの問題の解明を直接の目的として、観測量間の相互相関、フィードバック、ノイズ等を含む多変量解析を試みることとする。

§2. 解析方法

定常的な不規則変動を示す現象の解析には、ふつう定常時系列確率モデルが用いられる。この代表的なものに AR モデル (自己回帰型), MA モデル (移動平均型), AR. MA モデル (自己回帰・移動平均混合型) などがある [Box and JENKINS (1970)]。しかし地殻変動観測量のように非定常過程を含む場合には、これらのモデルをそのまま適用するわけには行かない。ただこの非定常性がある程度均質性を持つ場合には、これを考慮に入れて AR. MA モデルを修正した ARIMA モデル autoregressive integrated moving average model (非定常自己回帰・移動平均混合模型)[Box and JENKINS (1970)] で良く表現出来る場合が多いことが知られているので、以下このモデルの適用の可能性について検討して見よう。

(1) 先づ1変量の線型時系列がある場合、入力を $x(t)$, 出力を $y(t)$, ノイズを $u(t)$ とすれば、

$$y(t) = \int_{-\infty}^{\infty} a(\tau)x(t-\tau)d\tau + u(t) \quad (1)$$

の形で表わされる。 $a(\tau)$ は伝達関数である。1次元 AR モデルでは、現時点の時系列の値は有限個の過去の実現値と現時点のノイズの和によって表わされるから、(1) において $y(t)$ を $x(t)$ に置き換え、かつ積分を有限個の和で置き換えれば、

$$x(t) = \sum_{m=1}^N a(m)x(t-m) + u(t) \quad (2)$$

と書ける。一方 MA モデルでは現時点の値は有限個の過去のノイズの集積で表現され、

$$x(t) = \sum_{m=1}^N b(m)u(t-m) \quad (3)$$

AR, MA モデルは上の両方の性質を備えた場合を考えているので、一般的には

$$x(t) = \sum_{m=1}^M a(m)x(t-m) + \sum_{m=1}^N b(m)u(t-m) \quad (4)$$

の形で表わされる。ここで対象とする ARIMA モデルでは、元の時系列 $y(t)$ に含まれる非定常性を定差分法による階差を取って補正し、

$$x(t) = \nabla^d y(t), \quad \nabla^d \equiv \nabla^{d-1} y(t) - \nabla^{d-1} y(t-1) \quad (5)$$

で表わした $x(t)$ を AR, MA モデルとして扱うことになる。(5) 式の逆変換は形式上、

$$y(t) = S^d x(t), \quad S^d x(t) = \sum_{j=0}^{\infty} S^{d-1} x(t-j) \quad (6)$$

である [Box and JENKINS (1970)]。

(2) これらのモデルは多変量の観測量がある場合に拡張出来る。Fig. 1 のように、これらの観測量が相互に、かつ可逆的にも影響を及ぼし合っているような、いわゆるフィードバック系を持つ場合は多次元 AR モデルに対応すると考えられるので、形式的には (2) 式と同様、

$$X(t) = \sum_{m=1}^M A(m)X(t-m) + U(t) \quad (7)$$

で表わされる [AKAIKE (1971)]。ここで $X(t)$ は k 次元の定常時系列、 $U(t)$ は各要素の平均値が 0 となるような k 次元の white noise で、

$$X(t) = (x_1(t), x_2(t), \dots, x_k(t))'$$

$$U(t) = (u_1(t), u_2(t), \dots, u_k(t))'$$

である。(') は転置行列を示す。 $A(m)$ は $(k \times k)$ 正方行列で、その (i, j) 要素を $A_{ij}(m)$ と書くと、(7) 式は次の形で表現出来る [AKAIKE (1971)]。

$$x_i(t) = \sum_{m=1}^M \sum_{j=1}^k A_{ij}(m)x_j(t-m) + u_i(t) \quad (8)$$

($i=1, 2, \dots, k$)。すなわち $x_i(t)$ は自分自身以外の変量 $x_j(t) (j \neq i)$ の影響と個有のノイズ $u_i(t)$ を含んでいる。 $A_{ij}(m)$ はこの場合入力 $x_j(t)$ に対する $x_i(t)$ のインパルス応答関数を意味する。 $u_i(t) (i=1, 2, \dots, k)$ は相互に無相関であることを仮定しており、 x_j の変動が x_i に伝えられるすべての経路 ($j \neq i$) を切断した時になお残る $x_i(t)$ の変動と考えることが出来る [赤池・中川 (1975)]。

(3) 多変量の観測量の時間的変動が周期性の面から見て相互にどのように影響を及ぼし合っているかを判断するため、次のような関数を計算する。cross correlation (covariance) function 相互相関 (または共分散) 関数 $R_{ij}(\tau)$ を用いて cross spectral density $p_{ij}(f)$ を求める。 $p_{ij}(f)$ は時系列 $x_j(t)$ が $x_i(t)$ に与える影響の周波数毎のパワーである。またこれを用い

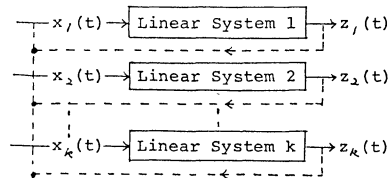


Fig. 1. A schematic representation of a multi-variable AR (autoregressive) model.

て $x_i(t)$ の中で $x_j(t)$ と線型な関係にある部分の周波数毎の割合 **coherency** $\gamma_{ij}^2(f)$ が求められる. また同時に $x_j(t)$ に対する $x_i(t)$ の周波数応答関数 $a_{ij}(f)$ が定まる. また $x_i(t)$ の **power spectrum** の中でノイズ $u_i(t)$ に起因する割合 **differential relative power contribution** $r_{ij}(f)$ が定まる. 最後の2つは次に述べるようにモデルの構造が定まって初めて求められるものである. これらの関数は次のように表わされる [赤池・中川 (1975)].

$$\left. \begin{aligned} R_{ij}(\tau) &= \frac{1}{N} \sum_{m=1}^N [x_i(\tau+m) - \bar{x}_i][x_j(m) - \bar{x}_j] \\ p_{ij}(f) &= \int_{-\infty}^{\infty} R_{ij}(t) \exp(i-2\pi ft) dt \\ \gamma_{ij}^2(f) &= |p_{ij}(f)|^2 / [p_{ii}(f) \cdot p_{jj}(f)] \\ a_{ij}(f) &= \sum_{m=1}^M A_{ij}(m) \exp(-i2\pi fm) \\ r_{ij}(f) &= q_{ij}(f) / p_{ii}(f) \\ q_{ij}(f) &= |b_{ij}(f)|^2 p(u_i)(f) \end{aligned} \right\} \quad (9)$$

ここで $b_{ij}(f)$ は j から i へのループを閉じた場合の周波数応答関数, $p(u_i)(f)$ は $u_i(t)$ の **power spectrum** である. これらの関数が実際の観測データを解析した場合にどのような形になるかは次節の実例で示すこととする.

(4) 今考えている **ARIMA** モデル (多変量) は結局は (7) 式で表現される多次元 **AR** モデルに帰着する. 各観測量個有のノイズ $u_i(t)$ はランダムであることが必要であるから, $u_i(t)$ の長時間にわたる平均値は 0 でなければならない.

$$\begin{aligned} \bar{\varepsilon}_i^2 &= \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N |u_i(t)|^2 \\ &= \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N [x_i(t) - \sum_{m=1}^M \sum_{j=1}^k A_{ij}(m) x_j(t-m)]^2 \end{aligned}$$

であるから, これが最小になるよう $A_{ij}(m)$ を $\partial \bar{\varepsilon}_i^2 / \partial A_{ij}(m) = 0$ から決め, これを $A_{Mij}(m)$ とすれば,

$$\sum_{m=1}^M \sum_{j=1}^k A_{Mij}(m) R_{jh}(l-m) = R_{ih}(l) \quad (10)$$

($i, h=1, 2, \dots, k; l=1, 2, \dots, M$) [AKAIKE (1971); 赤池・中川 (1975)], となり ($M \times k$) 元連立 1 次方程式を与える. これを解いて $M=1, 2, \dots, L$ のすべての値に対して $A_{Mij}(m)$ を決定する [AKAIKE *et al.* (1975)]. M としてどの値を採用するかは, これを用いて予測を行なう場合の誤差 **final prediction error FPE** [AKAIKE (1970); 赤池・中川 (1975)] の推定値 **FPE** (M) を求め, これが最小になる M_M を取る. これによってこのモデルの構造が決定される. これから各観測変量の予測曲線が得られるので, $\sigma \equiv \text{FPE}(M_M)$ とした時, 2σ 程度を超える部分を異常と考えると, 観測量の異常を検出出来る筈である. 最適な **AR** モデルを決定するのにどのような長さの観測データを用いるべきかの判断は **AIC Akaike's information criterion** が用いられることが多い. **FPE** と **AIC** の間には近似的には次の関係が成立する [赤池 (1976)].

$$AIC = N \log_e \text{FPE}(k) + C \quad (11)$$

ここで N はデータの個数, C は常数である.

§ 3. 地殻変動観測データ

京都大学防災研究所・上宝地殻変動観測所では中部地方北西部特に飛騨地方北部の地殻変動と地震発生との関連性を研究するため, 1966 年以来, 蔵柱観測坑 ($\varphi=36^{\circ}16'49''\text{N}$, $\lambda=137^{\circ}19'37''\text{E}$, $h=760\text{ m}$) で地殻変動の連続観測を行っている [土居ほか (1976); Kato (1981)]. ここではこの観測データを上に述べた方法によって解析する. 解析に用いたのは, 伸縮計で観測された地殻歪 $E1$ (NE-SW), $E2$ (NW-SE), $E3$ (N-S), 水管傾斜計で観測された地殻傾斜 $T1$ (S 45° W), $T2$ (N 45° W), 降雨量 $W1$, 湧水量 $W2$ の 7 成分で, データ個数はテレメータによる観測 [上宝地殻変動観測所・地震予知計測部門 (1978)] が開始されて以後の 1977 年 8 月 28 日~1980 年 9 月 1 日の約 3 年間の各成分 1 日 1 個 (24 時間平均値) のデータ約 1,100 個 $\times$ 7 である. これらの観測データを Fig. 2 に示した.

解析に先立ってどの程度の周期範囲の変動に着目するかが問題となるが, ここでは 10~100 日程度の長周期成分と 2~10 日程度の短周期成分に分離することとする. この理由は長周期及び短周期変動が一般的なモデルでは表現出来ないことが考えられるからである.

(1) 長周期成分: 各成分観測データについて 1 日毎の定差を取り, 長期間のドリフト成分や

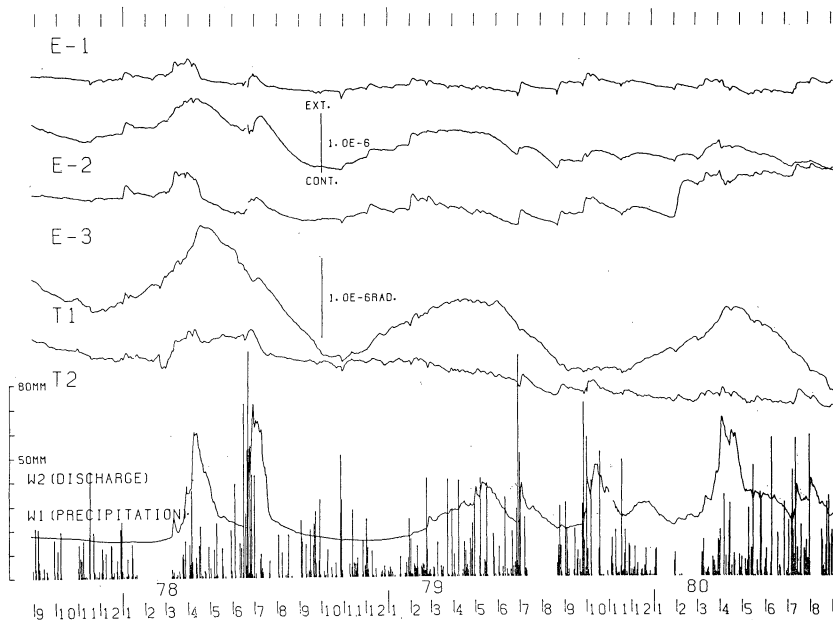


Fig. 2. Data obtained at the Kamitakara Geophysical Observatory, DPRI, Kyoto University, during the period from August 28, 1977 to September 1, 1980.

$E1$, $E2$, $E3$; crustal strains measured along the NE-SW, NW-SE and N-S directions,

$T1$, $T2$; ground tilts measured along the S 45° W and N 45° W directions,

$W1$; the amount of precipitation

$W2$; the amount of water discharge in the observation tunnel at Kamitakara.

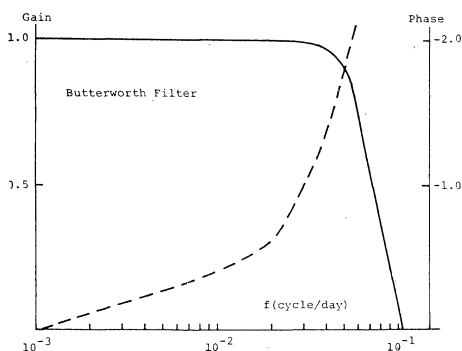


Fig. 3. The frequency response of the Butterworth filter used in this study.

間隔を 10 日 (データ個数 $N=110$), または 5 日 ($N=220$) として 2 通りの時系列を作って比較した. 前者の場合の各成分の長周期変動を Fig. 4 に示す. これを見ると各成分の変動のパターンはかなり良く対応していることが分る. ただ T1 成分には大きい年周変化が認められ, 上の方法では除去出来なかったことを示す. この成分は以下の解析には用いないこととする.

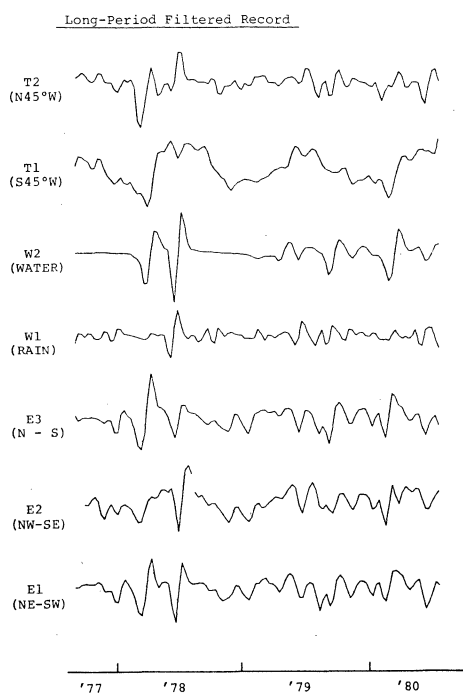


Fig. 4. Long-period (10-100 days) variations of 7 different observations.

年周変化, 季節変化等の除去を試みる. 次に時間領域で low-pass Butterworth フィルターを作用させ, 短周期成分を除いた. このフィルター特性は Fig. 3 に示したように, cut-off 周波数 0.04 c/day (25 日) で, 0.1 c/day (10 日) より短周期の成分は完全に除去される. このフィルターは逐次フィルターのため時系列処理に適しているが, ある程度の位相の歪を生ずるのは避けられない. しかし全成分に同じ処理をしているため, 後の解析に問題はない. 次に 10 日毎または 5 日毎の移動平均を取った上, サンプルング

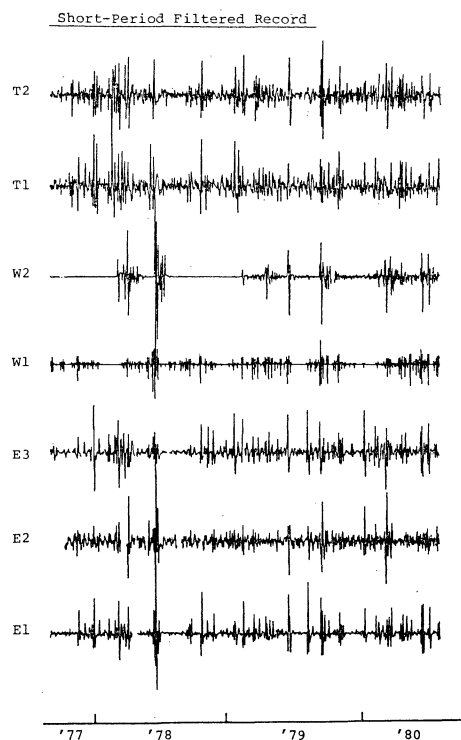


Fig. 5. Short-period (2-10 days) variations of 7 different observations.

また Fig. 4 にはある程度の季節変動も認められるが、これはあまり大きくないので、さらに 30~60 日の定差を取るというような特別の操作は加えなかった。5 日毎の $N=220$ の時系列の場合も後の解析結果は殆ど変らなかったで、以後は主として $N=110$ の場合の結果について述べる。

(2) 短周期成分：各成分観測データについて 1 日毎の 2 階の定差を取り、長周期成分を除去する。この際降雨量 $W1$ 、湧水量 $W2$ のようにプラス側だけの観測データもこの定差を取ることに、以後同様に扱う。(5) 式により得られる値をデータとし、サンプリング間隔を 1 日として用いることにする。この操作は $H(f)=[2 \exp i\pi(f-1/2) \cdot \sin \pi f]^2$ の形の high pass フィルターを適用したことに相当し、結果的には 2~10 日程度の比較的短周期の変動が得られる。この短周期変動を Fig. 5 に示した。各成分の変動の対応はあまり良くないが、1978 年 5~6 月、1979 年 5~6 月及び 9 月にある程度共通した変化が認められる。なお原データが 1 日 24 時間の平均値であり、しかも 2 日程度以上の変動を問題としているので、地球潮汐による歪・傾斜の変化は無視している。AR モデルにおいては、欠測は本質的には問題とならない。つまりこの期間の値はゼロとして、かつ数にかぞえない。このようにデータの欠測期間は解析の対象とはならないが、欠測が時々異常変動と思われる期間に見られるので、特に短周期成分に関する以後の解析にはかなりの影響を及ぼしているかも知れない。

§ 4. 観測データ各成分間の相互相関

上に述べた地殻変動観測データに線型 ARIMA モデルをあてはめるに先立って、先づこれらの観測量が相互にどの程度影響を及ぼし合っているかを確かめる必要がある。またこのモデルを適用するには、1) このシステムが線型であること、2) 得られた時系列が定常であること、すなわち各成分の平均値及び偏差が一様であり、ノイズがランダムであること、3) 各観測量個々のノイズが相互に無相関であることなどが満足されなければならない。

1) に関しては解析前には必ずしも保証がないので、線型解析を通じて非線型部分の寄与がどの程度あるかを試行錯誤的に見出さなければならない。短周期成分と長周期成分を分離した理由の 1 つはこのためである。またこの周期による分離は、解析対象の周期範囲外のノイズがランダムでないことによる解の歪を防ぐことにも役立つ。2) に関しては、(5) 式によって観測量の非定常部分が除去されたかどうかを時間領域で視察により判断するか、または周波数領域で power spectrum $p_{ii}(f)$ を検討する。若し未だ非定常性が著しい場合には、さらに適当な間隔の定差を取ることも考えられる。3) に関しては次節 § 5 の計算結果から判断することにする。

次に各観測量間の相互の影響を調べるため、(9) 式で表現される $R_{ij}(t)$, $r_{ij}^2(f)$ を求めて見よう。

(1) Cross covariance function $R_{ij}(t)$

7 成分の観測量のうち、傾斜 T1 成分と歪 E3 成分を一応除外する。さらに直交 2 成分の歪 E1, E2 から水平面積歪 $EA=E1+E2$ を作り、これと傾斜 T2 成分、降雨量 W1、湧水量 W2 の間の相互相関関数を計算したのが Fig. 6 である。データの長さは $N=110$ のうち 50 個 (500 日) である。これから直接いえることはあまりないが、cross spectral density や coherency の計算の基礎になるものである。

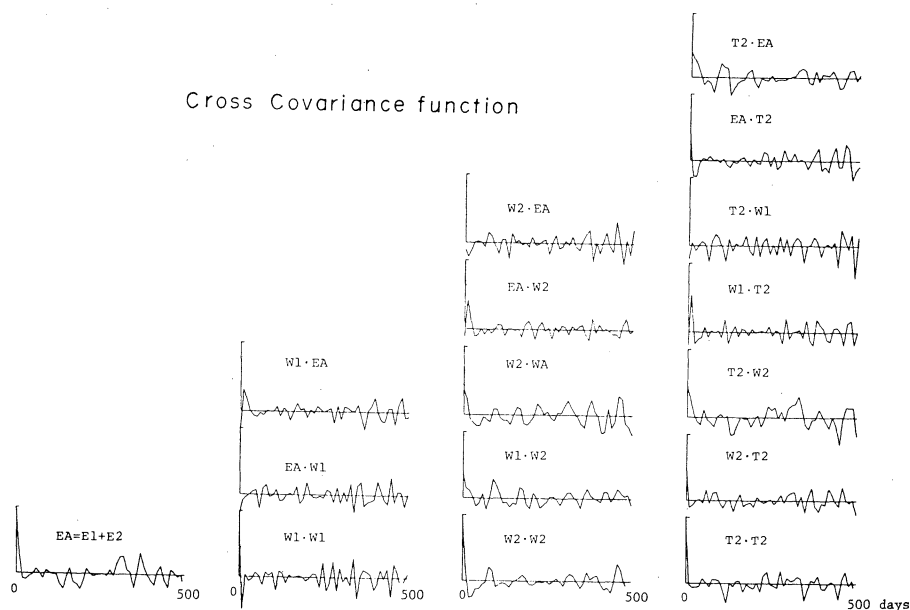


Fig. 6. Cross correlation functions between 4 long-period components, EA, T 2, W 1 and W 2.

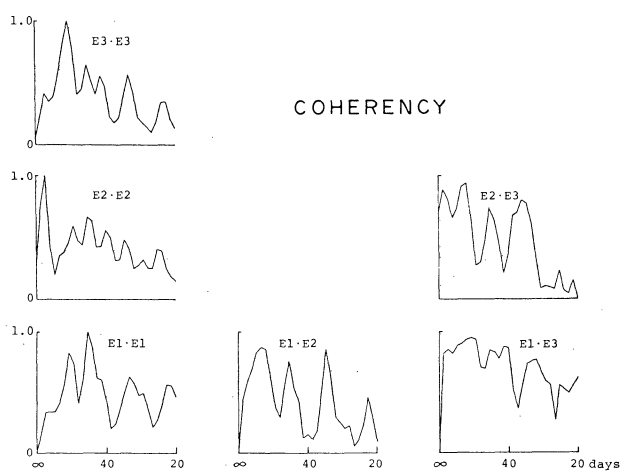


Fig. 7. Multiple coherencies (normalized cross spectral densities) between 3 long-period components, E 1, E 2 and E 3.

(2) Coherency $\gamma_{ij}^2(f)$

ここでは cross spectral density $p_{ij}(f)$ を規格化した coherency $\gamma_{ij}^2(f)$ の形を示す. $i=j$ のときは各成分毎にどの周期のパワーが卓越しているかを示し, $i \neq j$ のときは各成分相互間の周期毎の相関の程度を示す. Fig. 7 は地殻歪 3 成分 E 1, E 2, E 3 間の相関を, Fig. 8 は EA, T 2, W 1, W 2 間の相関 (線型関係にある割合) である. 何れの場合も比較的相関が良

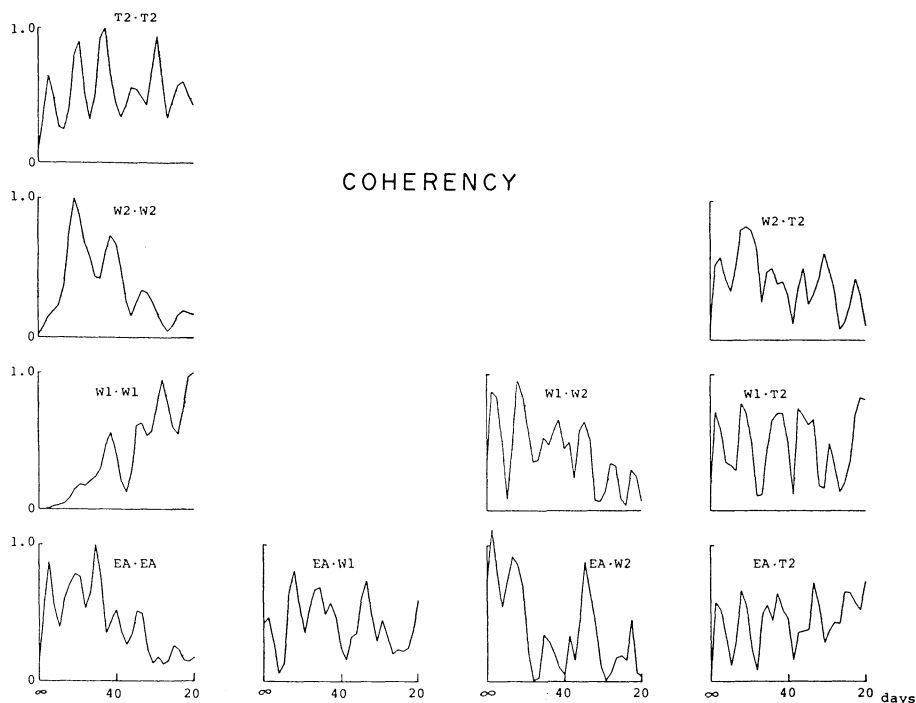


Fig. 8. Multiple coherencies (normalized cross spectral densities) between 4 long-period components, EA, T2, W1 and W2.

く、特に 30, 50, 100 日前後の周期の変動の相関が高いことが分る。このことは時間軸上で見た長周期変動 (Fig. 2) の各成分間の対応が良いことと一致する。短周期成分についても同様な計算を行なったが、coherency はあまり高くない。このことは、このモデルによる短周期変動の解析が容易でないことを示唆する。

このほか、cross spectral density $p_{ij}(f)$ を用いて 2 変量間のみの周波数応答関数 $b_{ij}(f)$ をも計算した。しかしすでに明らかなように、EA, T2, W1, W2 が相互に影響し合っている今の場合、この量はそれ程大きい意味を持たないので、図示を省略した。何れにしても周波数領域からのアプローチによって記述出来るのはここ迄であり、次に時間領域から多変量系の構造について解析を試みることにする。

§5. 多変量 ARIMA モデルのあてはめ

§2. に述べたように、各観測量が相互に、しかも可逆的にも影響を及ぼし合っている今の場合、多変量 ARIMA モデルのあてはめが可能である。この条件として各観測量個有のノイズ $u_i(t)$ が white noise であって、かつこれらが各変量間で相関がないことが必要であり、これを検討して置かなければならない。このためには M 位の AR, MA モデルを決定した後、残差として各変量のノイズを求め、これらのノイズの cross covariance 行列を基準化した相関係数の行列の値から、この仮定が成立しているかどうかを判断する。理想的にはこの行列の対角項が 1. 非対角項が 0 であることが望ましい。

この解析に際して先づ変量として①水平面積歪 EA, ②湧水量 W2, ③傾斜 T2, 及び④降水量 W1 の 4 変量を試みに採用した. この場合の個有のノイズの相関係数は, ①～②間で 0.09, ①～④間で -0.01, ②～③間で 0.19, ③～④間で 0.12 と小さいのに比べ, ①～③間で 0.41 はである. 最後の値は EA, T2 が同一の原因によって変動していること, すなわち両者に共通に影響している何等かの物理量, 例えば附近の応力場の変化などの共通の要因が存在することを示唆する. この結果から EA と T2 の両方を独立変量として扱うのはモデルの適用条件に反するので, 何れか一方を除外する. また W1 と W2 のノイズの相関もある程度あり, 降雨量と湧水量の両方を独立に扱うのも若干問題があろう. しかしこれらが地殻歪や傾斜に別々に影響することも十分考えられるので, ここでは 1) EA, W2, W1 及び 2) W2, T2, W1 の 2通りの 3 変量の組合わせを考えることとする.

次にこれらの場合に §2. (9) 式で規定される differential relative power contribution r_{ij} (f) を計算した. この量は各変量の power spectrum の中で, 他の変量の個有の変動 (ノイズ) が寄与している割合を周波数毎に表現したものである. この結果を Fig. 9 に示す. 横の列が変量それ自身, 縦の文字が影響を与えている変量である. この図は次のことを示唆している. 1) 湧水量 W2 は水平歪 EA の長周期の変動による影響を多少受けている. 2) 水平歪 EA は自身の変動ノイズによる影響が大きい. 3) EA は湧水量 W2 の変動による影響はないが, 降雨量 W1 の変動によってかなり影響されている. 4) 傾斜 T2 も同様に W2 には影響されていないが, W1 の比較的短周期の変動に敏感である. 5) T2 のそれ自身のノイズ

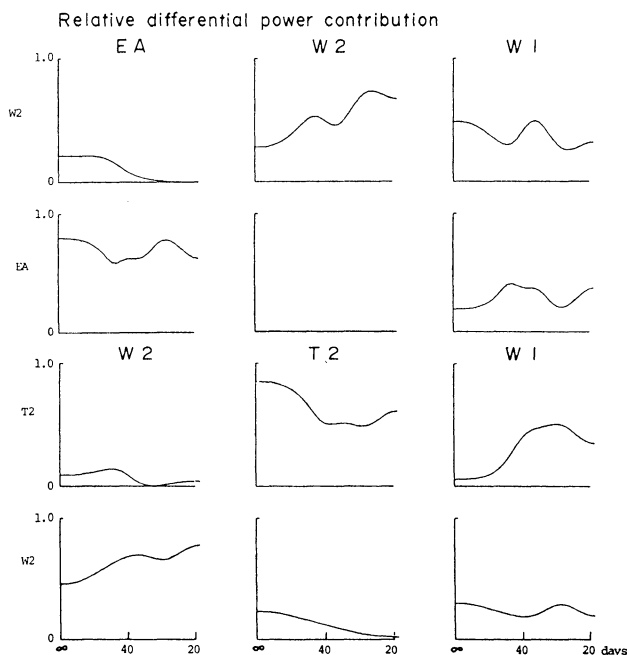


Fig. 9. Differential relative power contributions between 2 pairs of 3 components; (EA, W2 and W1), (W2, T2 and W1).

による変動は長周期で著しい。6) 降雨量 $W1$ の変動が湧水量 $W2$ に及ぼす影響は予想される程大きくはない。2 通りの変量の組合わせであまり大きく変らないことは解析の信頼度を裏付ける。以上の結果はデータのサンプリング個数 $N=110$ の場合と $N=220$ の場合でほぼ一致している。

§ 6. データ構造の決定と予測及び異常の検出

上に述べた通りの観測量の組合わせに対して多変量 AR. MA モデルをあてはめ、係数 A_{Mij} (m) が求められると、このデータ構造が決定され、したがって予測値が計算出来る。さらにこ

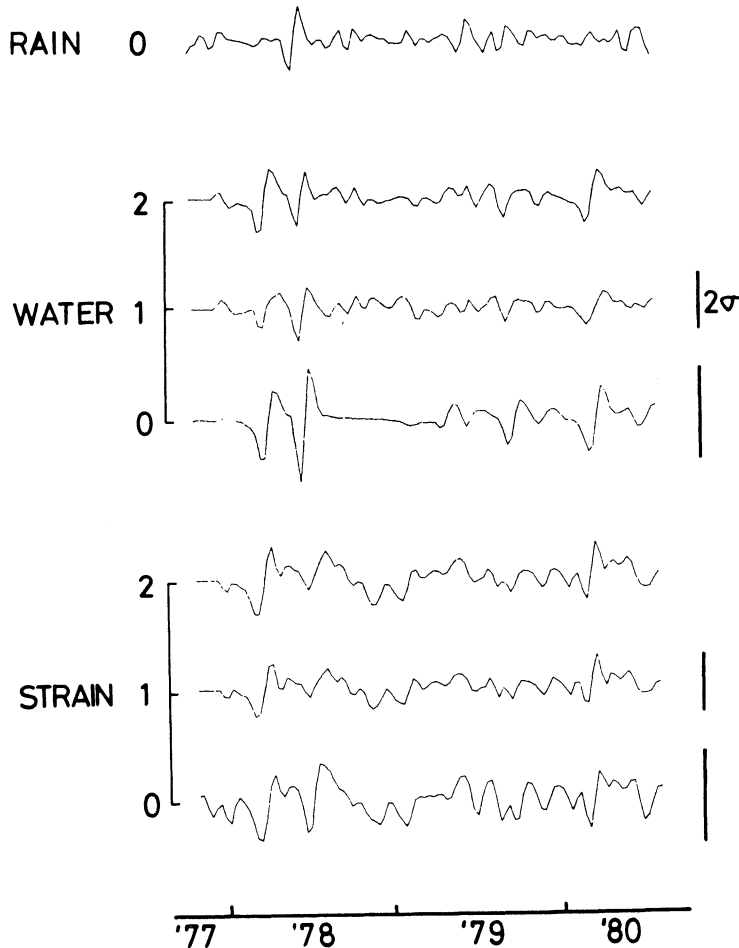


Fig. 10. Results of model fitting to long-period components, EA (STRAIN), $W2$ (WATER), and $W1$ (RAIN).

0; observed data

1; prediction error=prediction-observation

2; prediction corrected for the effects of rainfall $W1$. (the above explanations apply also to Figs. 11 and 12).

れから予測値と観測値の差すなわち予測誤差が求められる。FPE を最小にする M の値は、長周期変動に対しては、 $N=110$ のとき $M=2$, $N=220$ のとき $M=5$ で安定した解が得られ、その結果は殆ど一致している。

次に降雨量 $W1$ を制御関数、水平歪 EA 、傾斜 $T2$ 、及び湧水量 $W2$ を被制御関数と考えた場合の3通りの結果を示す。次の図中で、それぞれ [0] はデータ (原観測データにフィルター及び定差操作を加えたもので Fig. 4 または Fig. 5 のデータに同じ)、[1] は予測誤差 = 観測値 - 予測値、[2] は観測値から降雨量の影響だけを差引いた残差にほぼ対応する量である。Fig. 10 及び Fig. 11 はそれぞれ、RAIN ($W1$), WATER ($W2$), STRAIN (EA) 及

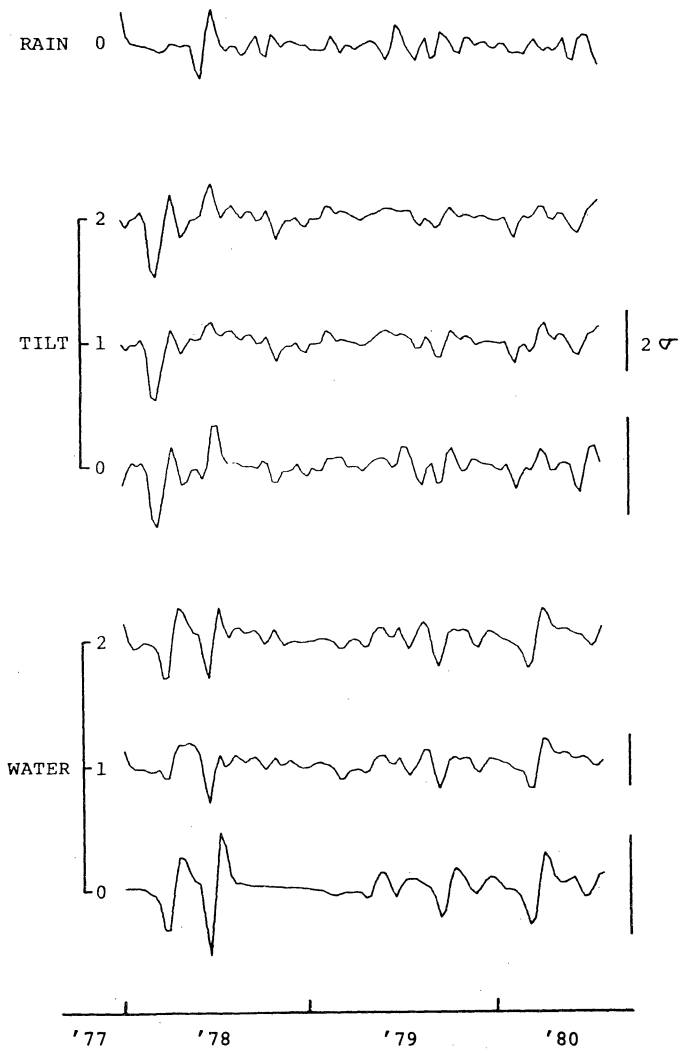


Fig. 11. Results of model fitting to 3 long-period components, $W2$ (WATER), $T2$ (TILT), and $W1$ (RAIN).

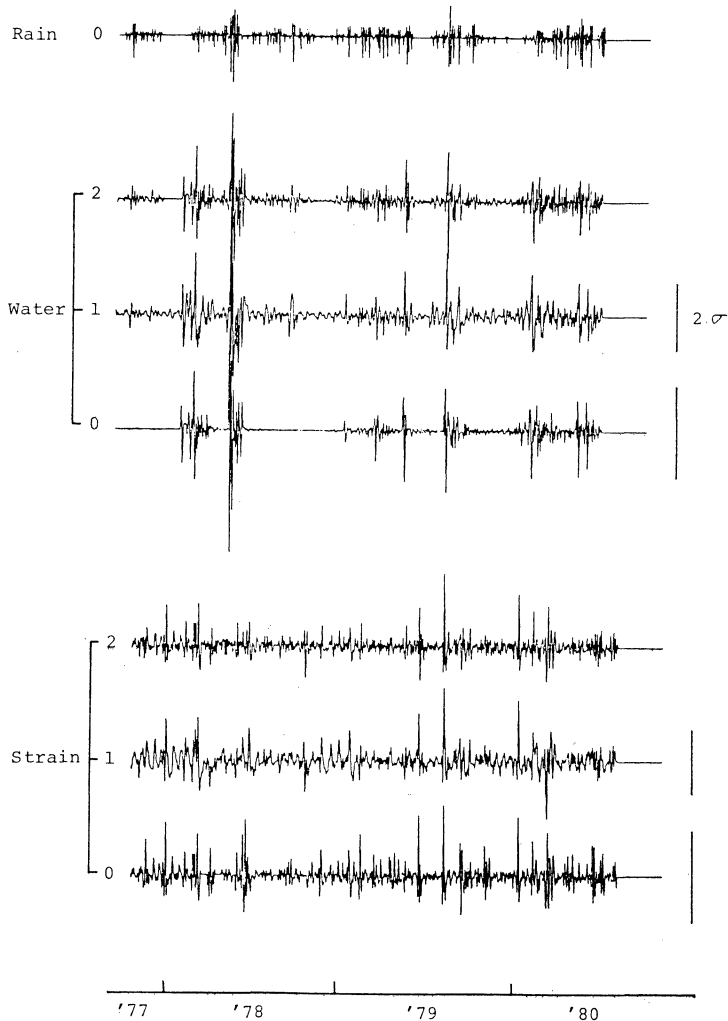


Fig. 12. Results of model fitting to 3 short period components, EA (STRAIN), W 2 (WATER), and W 1 (RAIN).

び RAIN (W 1), TILT (T 2), WATER (W 2) の長周期変動 (10~100 日程度) を示している。今 [1] に着目し、 $\sigma \equiv \text{FFE} (M_M)$ の 2 倍を超えるような変動がある程度の期間継続すると、その観測値には異常が含まれると解釈することが可能と思われる。

Fig. 10 の STRAIN と Fig. 11 の TILT の原データ [0] には 1978 年前半にかなり振幅の大きい変動が見られる。しかしこれらの量の予測誤差 [1] は何れも 2σ を超えていないので、降雨あるいは融雪時の湧水量の変化などによる見かけ上の変化と考えられ、歪や傾斜の異常変化とは判断されない。Fig. 12 は Fig. 10 に対応する短周期変動 (2~10 日程度) の予測結果である。これには 2σ を超える個所が 2, 3 認められるが、短周期変動のデータ構造の決定の困難さから考えて、これを直ちに異常と判断するのは早計であろう。

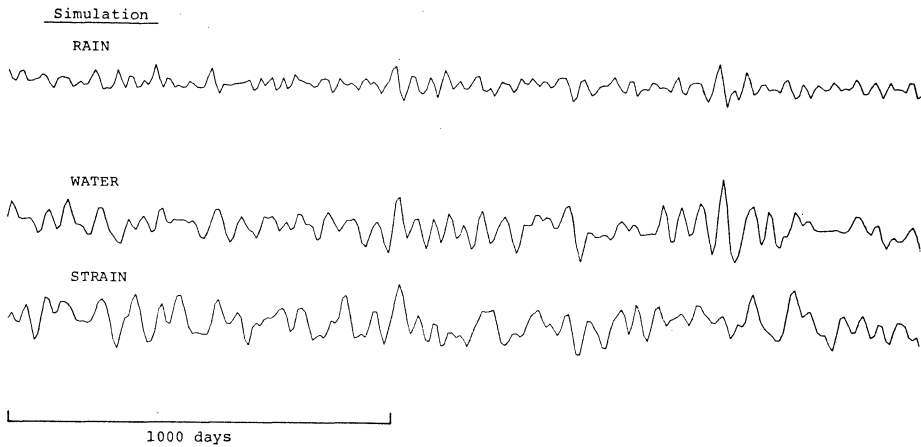


Fig. 13. Results of simulation for 3 long-period components, EA (STRAIN), W2 (WATER), and W1 (RAIN) in the case when there are autoregressive rainfalls.

上に述べたようなデータ構造が決定されると、今度はある期間にランダムな降雨があった場合の水平歪、傾斜、湧水量の変動を原理的には予測出来ることになる。Fig. 13はこの構造に対して、自己回帰的に降雨があったと仮定した場合に期待される STRAIN (EA) と WATER (W2) の長周期変動のシミュレーションを行なった結果である。これから何らかの新しい情報を得ることは出来ないが、降雨と地殻歪、湧水量の変動のパターンがどのようになるかを認識するのにある程度役立つであろう。

§7. 問題点とまとめ

地殻歪・傾斜変化などの地殻変動観測量に降雨量、湧水量などの連続観測から得られる観測量を加え、これらの相互の影響も考慮しながら多変量線型 ARIMA モデルを適用することによってこれらの観測変量の構造を解析し、予測と異常変化の検出に対して1つの試みを行なった。この解析には様々な問題が含まれるので、これらを十分検討して置くことが必要であり、これを考慮の上結果の判断をしなければならない。

このモデルが適用出来るためには、各観測量の個有のノイズがランダムであり、これらのノイズが各変量間で相関のないことが条件である。したがって同一の事象に起因すると思われる変動を独立の観測量として解析に加えることは避けなければならない。ここでの予備的な解析の結果、水平面積歪と傾斜変動のノイズの間かなりの相関が見られた。したがってここでは、(水平面積歪、降雨量、湧水量) 及び (傾斜、降雨量、湧水量) の2通りの組合わせに分離した。また対象とする変動の周期範囲をどのように取るかも1つの大きい問題である。ここでは10~100日程度の長周期変動と2~10日程度の短周期変動に分離して解析したが、この周期の取り方は種々の要因を考慮して変えて見るべきであろう。観測期間の長さ、原観測データのサンプリング間隔も解析の精度を左右する。今の場合、結果的には前者の長周期成分については安定した解が得られたのに反し、後者の短周期成分に対しては FPE の収斂が悪く、得られた結果の信頼性はあまり高くない。

長周期成分に対する解析の結果から、水平面積歪と傾斜は何れも降雨量の 20~50 日程度の変動に相当影響を受けているが、湧水量の変動にはあまり影響されていないこと、また湧水量は降雨量にも、水平面積歪の長周期変動にも影響を受けていることが明らかになった。また予測計算の結果から、1978 年前半に見られる歪と傾斜の振幅の大きい変動は予測誤差を超えない範囲のもので、すなわち外部の地殻応力場の変化などの特別の原因によるものではないことが分った。

地殻変動観測量の解析に際して、上に述べた量以外に独立変量として考えられるのは、気圧変化、温度変化などである。また観測所の地理的条件も考慮して積雪量あるいは融雪なども含めることも必要かも知れない。これらの外的な気象要素以外には、地震発生による局地的歪場の変化 [例えば、YAMASHINA (1979)] も考え、地震発生エネルギーを震源距離を考慮の上、観測量として加えることも可能と思われる。ここで解析したのは 1 つの観測所で得られた僅か 3 年間の観測データであって、観測量間のデータ構造を決めるには期間が短か過ぎると思われる。今後はさらに長期間に拡張して解析を行なうことが必要である。また観測量の構造は当然観測点毎に異なるものであるから、将来はいくつもの地殻変動観測所でこのような方法が試みられ、その結果が比較出来ることが望ましい。

謝 辞

ここで解析したのは京都大学防災研究所・上宝地殻変動観測所で得られた観測データの一部である。同観測所で日常の地殻変動連続観測に従事され、今回の観測データの整理・解析に協力を頂いた加藤正明助教授、土居光助手、和田安男技官の諸氏に感謝する。また田中寅夫、加藤正明、平原和朗の三博士からは原稿に御意見を頂いた。

文 献

- AKAIKE, H., 1970, Statistical Predictor Identification, Ann. Inst. Statist. Math., **22**, 203-217.
 AKAIKE, H., 1971, Autoregressive Model Fitting for Control, Ann. Inst. Statist. Math., **23**, 163-180.
 AKAIKE, H., E. EHARA and T. OZAKI, 1975, TISMAL-74, A Time Series Analysis and Control Program Package (1), Computer Science Monographs, No. 5, Inst. Statist. Math., 5-54.
 赤池弘次・中川弘一郎, 1975, “ダイナミック・システムの統計と制御”, サイエンス社.
 赤池弘次, 1976, 情報量規準 AIC とは何か、その意味と将来への展望, 数理科学 **153**, 5-11.
 BOX, G.E.P. and G.M. JENKINS, 1970, Time Series Analysis, Forecasting and Control, Holden Day, San Francisco.
 土居 光・加藤正明・和田安男・三雲 健, 1976, 上宝における地殻変動連続観測, 測地学会誌, **22**, 149-159.
 ISHII, H., 1976, Application of Prediction Method for Analysis of Crustal Movement, J. Geod. Soc., Japan, **22**, 299-301.
 石川有三・宮武 隆, 1978, ウィーナーフィルタの適用による地殻変動・地震活動データの予測の試み, 地震 II, **31**, 73-86.
 KATO, M., 1981, Observations of Crustal Movements by Newly-Designed Horizontal Pendulum and Water-Tube Tiltmeters with Electromagnetic Transducers (3), —Time Variations of Tidal Admittance—, Bull. Disast. Prev. Res. Inst., Kyoto Univ., **31**, 35-57.
 上宝地殻変動観測所・地震予知計測部門, 1978, 上宝地殻変動観測所の地殻変動・地震観測テレメータ・システム, 京大防災研年報 **21-B-1**, 119-135.
 OOE, M., 1978, An optimal complex AR. MA model of the Chandler Wobble, Geophys. J.R.

- Astr. Soc., **53**, 445-457.
- 大江昌嗣, 1980, 擾乱を含む地球潮汐・天文観測データの多変量解析, 測地学会講演要旨, 16.
- 大江昌嗣・佐藤忠弘, 1981, 擾乱を含む地球潮汐データ解析のための拡張レスポンス法と AIC によるランクの決定, 測地学会講演要旨, 15.
- 大内 徹・高橋 享, 1981, 地震学で扱う非定常時系列データの解析——予測と異常検出の試み——, 地震 II, **34**, 455-464.
- YAMASHINA, K., 1979, A Possible Factor which triggers Shallow Intra-plate Earthquakes, Phys. Earth & Planet. Intr. **18**, 15-164.