

をつかって(マグニチュード列は原データのものと全く同じにして)5本ほどシミュレーションをおこない、上に述べたようなケースがどのくらいの割合で起こるのかを見てみた。さらにその出現確率も計算して表1に与えた。表1から明らかなように原データに関する限り、モデルから出たデータと違って、上のような「静穏期」が巨大地震の予測に有用であることがわかる。

7. 議 論

モデルのシミュレーションに於いてマグニチュードに関しては原データと全く同じものを使って、その分布法則については言及しなかったが原データ全体を通しての分布はきれいに Gutenberg-Richter 法則を支持している。しかしながらマグニチュードの時系列として独立同分布ではなく、過去の地震列に依存していることが「ノイズ分析」によってわかった。この事実が Lomnitz らの議論に欠けている部分である。宇津によって決められた本震と思われる地震のみを抽出してみても、ほぼ同じことが言える。本震だけのデータならば発震時は定常ポアソンになるので、この方が話としては簡単かも知れないが通常の他のカタログではあまり期待できない。

図1からもわかるように M8 クラスで直前に「静穏期」が認められなかったものとしてはそれぞれ 1896 年と 1933 年の三陸沖地震がある。前者のマグニチュードは、いわゆる津波マグニチュードで与えられていて、後者は正断層型地震ということで他の巨大地震と違った性質をもつ点は興味がある。東北沖を広げて北海道を含めた広領域のデータ解析をすると、ほぼ同様の結果が得られる。

謝 辞

静穏期の議論に私の興味を導いて頂き、有益なコメントを数々いただいた東大地震研究所の島崎先生、データなど様々な便宜をはかってくださった同研究所の宇津先生、この結果に関連するいくつかの仕事を教えていただいた同研究所の阿部先生に感謝致します。そしてこのシンポジウムに貢献していただいた京大防災研究所の尾池先生には常々、地震学の要諦を御教示頂いて私の点過程モデルの研究に重大な影響を与えていただきました。最後に図形作成などの必要なプログラムを作っていただいた統計数理研究所の桂さんに感謝致します。

なお、この報告の詳細および引用文献一覧については
Y. Ogata (1985). Statistical Models for Earthquake Occurrences and Residual Analysis for Point Process, *Research Memorandum*, No. 288, Institute of Statistical Mathematics.
を御参照ください。

離散時間モデルと連続時間モデル

統計数理研究所 尾 崎 統

1. はじめに

人間は昔から自然現象や社会現象を何らかの数理的モデルを通して理解し(た気になり?)、

数理モデルを通して現象を制御するという営みをしてきた。制御の結果が期待どおりであれば数理モデルの良さを確信し、期待はずれであればモデルに疑いをもち改良を試みるということが行なわれてきた。17世紀後半のニュートンによる微分方程式の導入は、人間の数理モデルの歴史上大きな出来事の一つであった。これ以後数理モデルの世界に時間発展の手法が種々の形でとり入れられることになった。いっぽう、最近の電子計算機の導入は、この数理モデルの世界にまた別の大きな影響を及ぼすことになった。電子計算機は数理モデルの現実問題への応用に際して強力な道具となったが、同時にやっかいな問題も生じた。それはこれまでの数理モデルが主として解析的表現に都合の良い形で発展して来たのであるが、それが必ずしも電子計算機による処理には適していないという点から生じる問題である。解析的表現は主に連続なユークリッド空間を用いて行なわれるが、電子計算機の中はゼロと1の離散的空間である。最近では組み込み関数が備えつけられてオーバーフローやアンダーフローなどの変量のスケールに関する限界にさえ気をつければ連続空間と離散空間の違いをあまり気にしないで取り扱えることができるようになってきている。しかし数理モデルが非線型な時間発展に関するものである時はこの連続と離散のギャップは依然として大きい。物理学や工学などでよく使われる非線型確率微分方程式モデルのシミュレーションや、気象学の数値予報の計算等に使われる非線型偏微分方程式のシミュレーション等においては連続時間モデルを離散時間モデルにした為に起きるモデルの異常な発散の危険を回避する安定性の問題に常に注意を払わなければならない。本講演ではこの問題を解決し、連続時間モデルの安定な性質が離散時間に移しても常に保存される変換スキーム(局所ガウス化法)を導入し、それが非線型時系列解析へ応用できることを示した。

2. 局所ガウス化法

$$(i) \quad \frac{\partial p}{\partial t} = -\frac{\partial}{\partial x} [(a(x)p)] + \frac{1}{2} \frac{\partial^2}{\partial x^2} [b(x)p]$$

で定義される非ガウス確率過程の離散時間モデルを考える。

$$(ii) \quad \dot{x} = a(x) - \frac{1}{4} b'(x) + \sqrt{b(x)} n(t), n(t) \text{ は単位白色雑音}$$

は (i) と同等。

$$(iii) \quad \begin{aligned} y &= h(x) = \int^x \frac{1}{\sqrt{b(\xi)}} d\xi \\ \dot{y} &= a(y) + n(t) \end{aligned}$$

は (ii) と同等。

$$(iv) \quad \begin{aligned} y &= h(x) \\ \dot{y} &= K_t y + n(t) \\ K_t &\text{ は } [t, t + \Delta t) \text{ 上で定数.} \end{aligned}$$

により (iii) を近似する。

$$(v) \quad \begin{aligned} y &= h(x) \\ y_{t+\Delta t} &= e^{K_t \Delta t} y_t + a_{t+\Delta t} \\ a_{t+\Delta t} &= \int_t^{t+\Delta t} e^{K_t(t+\Delta t-u)} n(u) du \end{aligned}$$

で (iv) を近似する。

(vi)

$$y = h(x)$$

$$y_{t+\Delta t} = \phi(y_t)y_t + \theta(y_t)w_{t+\Delta t}$$

w_t は離散時間単位白色雑音.

$$\phi(y_t) = e^{K(y_t)\Delta t}$$

$$\theta(y_t) = \sqrt{\{(e^{2K(y_t)\Delta t} - 1) / 2K(y_t)\}}$$

$$K(y_t) = \frac{1}{\Delta t} \log[1 + \{e^{J(y_t)\Delta t} - 1\} \alpha(y_t) / \{J(y_t)y_t\}]$$

$$J(y_t) = \left(\frac{\partial \alpha(y)}{\partial y} \right)_{y=y_t}$$

で (v) を近似する.

局所ガウス化法の一致性や安定性の詳細な議論は Ozaki (1983), Ozaki (1984), Ozaki (1985) を参照.

参 考 文 献

- Ozaki, T. (1983). Non-linear time series models and dynamical systems, in *Handbook of Statistics*, Vol. 5 (E.J. Hannan et al ed.) North-Holland.
- Ozaki, T. (1984). Local Gaussian time series modelling of stochastic dynamical systems, to appear in *J. Appl. Prob.*
- Ozaki, T. (1985). Statistical identification of storage models with application to stochastics hydrology, to appear in *Water Resources Bulletin*, also in AWARA Monograph, *Time Series Analysis in Water Resources*.

継続調査による誤差の推定

統計数理研究所 柏 木 宣 久・岸 野 洋 久

内閣支持, 政党支持等, 社会的意識の動向を, 支持率といった形で知ろうとする標本調査が良く行なわれている. これ等の調査結果の解析では——解釈が複雑になるとの危惧から誤差が全く無視されるのも稀ではない——単純標本抽出という仮定の下での標本誤差のみ評価され, 実際の標本抽出法に対応した標本誤差, あるいは観測誤差等は評価しないのが通常である. 「繰り返しのない実験によっては誤差を評価し得ない」とした R.A. Fisher の指摘どおり, 繰り返し調査の行なわれない社会調査に於いては, 仮定 (モデル) だけに頼った決定論的な誤差評価しか考慮されてこなかったのも無理からぬ所ではある.

とはいえ, こうした現状に甘んじるわけにはいかない. 誤差の過少評価が導く危険について, 今更説明の必要もなからう. 推計学的なデータ解析を志すのであれば, データによって誤差を評価したいと望むのは自然の成り行きといえよう.

誤差をデータから評価する為には, Fisher の指摘どおり, 調査を繰り返し行なえば良い. 無論, 問題がある. その第一は, 繰り返し調査を行なう為の費用の問題である. 支払う費用に見合った情報が得られない限り, 余分な調査の為に資金は提供されないのが通常である. 資金を引き出すに足る情報を獲得できるよう, 調査を設計しなければならない. これは次の第二の問題と深く関係する.

第二の問題は, いかに繰り返しを実現したら良いかという点である. 一言で “繰り返し” と