コウホート分析のためのプログラムは，初期にはFORTRANにより書かれたが，行列演算が容易にできることと対話的にモデル開発ができることからもっぱらAPL (A Programming Language) を用いて作られてきた．しかし，いまだAPLによるコウホート分析プログラムは現役ではあるものの，APLを取りまく開発環境は時代の流れから取り残されてきた感があり，別の開発環境の選択が迫られている．

種々のプログラミング言語や統計パッケージがある中で，S言語は，データ解析とグラフィックのための対話的環境であり，研究者にとって統計モデルの開発のためのすぐれた環境を提供している．このS言語はAPLの影響も強く受けており (渋谷・柴田 (1992), p. 2)，構文が酷似し，プログラムの移植もほとんど機械的に行なえるくらいである．また，行列演算も容易であり，何よりもグラフィックがすぐに使えることが魅力である．S言語は，統計科学の分野におけるAPLの後継者といってもよい．

S言語は現在のところワークステーション (WS) やパーソナル・コンピュータ (PC) で利用できるが，大型計算機では利用できず，大規模な問題を解くためにはやや力不足のところがある．そこで，今後は，新しいモデルの開発はWS上のS言語で，入力データ収集・加工および結果の表示はPCやWSで行ない，大規模な問題の中心的な計算はスーパーコンピュータで行なうといったような，ネットワークによる分散型のコウホートモデル開発環境を目指す予定である．このような環境であれば，ハードウェアやソフトウェアの陳腐化に対抗するにも有効であると思われる．

参 考 文 献

渋谷政昭，柴田里程 (1992). 『Sによるデータ解析』，共立出版，東京．

吹雪時における気象要素の伝播に関する統計的解析

荒 畑 恵美子

吹雪は気温や湿度の気象要素の変動と共に空間を伝播している．2地点，A点とB点で気象要素を測って，その伝わり方を調べてみた．ノイズ寄与率でそれをみてみた．AからBへ温度も湿度も伝わっていることがわかった．また，風の影響も入れてしてみた．状態空間モデルで解析してみた．風が強いほど，温度，湿度の伝わり方が速いことがわかった．即ち，風の速度も伝わり方にかかわっていることがわかった．しかし，さらに，風がどのようにかかわっているか，もう少し詳しく調べてみる必要がある．これは，共同研究 (5-共研-A-56) の一部である．

予測制御研究系

状態空間モデルのパラメータ推定について

北 川 源四郎

状態空間モデルを用いた解析では，モデルに含まれる未知パラメータは最尤法により推定することが多い．季節調整の場合を例とすれば，トレンドや季節成分などの状態変数はカルマンフィルタや平滑化のアルゴリズムにより簡単に推定できるが，その前提としてモデルの推移行列やシステムノイズや観測ノイズの分散，共分散等が与えられている必要がある．これらのパ

ラメータは，通常カルマンフィルタで尤度が計算できることを利用し，数値的最適化により最尤推定値を求めている．

近年，非線形･非ガウス型の状態空間モデルの利用が盛んになってきているが，高次元の複雑なシステムを扱う方法としてモンテカルロ・フィルタ (Kitagawa (1993)) が提案されている．モンテカルロ･フィルタは複雑なモデルを簡単に取り扱うことができるという特長があるが，問題点は上記のパラメータ推定において尤度関数にサンプリング誤差が含まれることである．その対策としてはいくつかの方法が考えられているが，ここではパラメータを状態ベクトルに繰り入れ同時に推定する方法を示す．

状態空間モデル

(1) $$x_n=f(x_{n-1}, v_n|\theta), \qquad y_n=h(x_n, w_n|\theta)$$

を考えるものとする．ただし，y_n は時系列，x_n は未知の状態ベクトル，θ はパラメータ，v_n はシステムノイズ，w_n は観測ノイズとする．ここで，状態ベクトル x_n を拡大し，$(x_n^t, \theta^t)^t$ を新たに状態ベクトルとすると

(2) $$\begin{bmatrix} x_n \\ \theta \end{bmatrix}=\begin{bmatrix} f(x_{n-1}, v_n|\theta) \\ \theta \end{bmatrix}$$

によりパラメータを状態ベクトルに含んだ拡大モデルが得られる．非線形・非ガウス型モデルはこのような非線形モデルも取り扱うことができる．したがって，非ガウス型フィルタあるいはモンテカルロ・フィルタを用いて x_n と θ を同時に推定することができる．

また，この方法では状態ベクトルを $(x_n^t, \theta_n^t)^t$ とし，例えば，

(3) $$\theta_n=\theta_{n-1}+u_n$$

等のモデルを用いることにより，時間とともに変化するパラメータの場合にも拡張することができる．

参考文献

Kitagawa, G. (1993). A Monte Carlo filtering and smoothing method for non-Gaussian non-linear state space models, Research Memo., No. 462, The Institute of Statistical Mathematics, Tokyo.

長記憶時系列の時間領域 MLE について

川 崎 能 典

ARIMA モデルの階差次元は，通常 1 や 2 という整数値をとるものと考えられているが，これを非整数次元に拡張したものを fractional ARIMA (FARIMA) モデルという．AR 項や MA 項が定常性の条件を満たし，かつ階差次元の絶対値が 1/2 未満の時，このモデルに従うプロセスは定常である．しかし，定常 ARMA では満たされる自己相関の絶対総和可能性が成り立たず，過去のイノベーションの影響は無限に遠くてもゼロとはならない．従って，fractional ARIMA モデルは，long-range dependence を表現するひとつのモデルであると言える．

ここで考える推定法は，ガウス尤度を近似なしに直接計算しようというものである．いわゆるスペクトル尤度を最大にする Whittle 法は，このケースでも漸近的に Gaussian MLE と同等であるが，シミュレーションの結果では，標本数が 500 程度はないと，漸近理論での分散に近づかない．従って，計算量が増えるとはいえ，標本が数百程度の状況で時間領域での最尤推定