

ファジイ最小自乗予測法について (11)

01002150

01501330 (株) SRA

01200503 愛知大学

小田中 敏男 ODANAKA Toshio

古屋 丈夫 FURUYA Takeo

相良 信子 SAGARA Nobuko

1. 緒言

本研究はファジイ最小自乗予測法の数値解法に LA Zadeh 等の拡張された予測理論が適用可能と思われ、この理論の数値解法を示さんとするものである。

ウィナーによって行われた予測理論では与えられた信号と雑音とはそれぞれ定常確率過程であると仮定し、t時刻より α 時間のちの信号波の値を予測するという問題を取り扱っている。この定常確率過程であるという仮定は、多くの問題にとって満足されると考えられ、またこの仮定によって予測の理論は非常に透明なものとなった。

しかし実際問題として、この仮定が満足されぬことがある。一般に雑音は定常確率過程と考えられるが、信号波は定常確率過程と考えることは必ずしも適当でない。すなわち $S(t)$ は非定常確率過程と考えなければならない。

LA Zadeh と R. Ragazzini は信号波が時間の多項式として表される部分と定常確率過程として表される部分との和である場合の理論を展開した。これはウィナーの理論の拡張となっている。¹⁾

まずこのウィナーの予測理論の拡張を導入し、次にこの離散形を示し、この離散形の数値的方法に対するDPの関数方程式とそのアルゴリズムを示す。

2. DP とラグランジュ乗数

われわれがなすことはダイナミックプログラミングの関数方程式と古典的なラグランジュ乗数とを結合させることである。

いま次の通りに置こう。

$$\begin{aligned} (1) \quad G_M(A_0, A_1, \dots, A_M) \\ &= [2 \sum_{n=0}^M A_n \psi_{n+s} + \sum_{n=0}^M \sum_{m=0}^M A_n A_m (\psi_{n-m} + \varphi_{n-m}) \\ &\quad + 2\lambda_0 \sum_{n=0}^M A_n + 2\lambda_1 \sum_{n=0}^M n A_n + \dots + 2\lambda_N \sum_{n=0}^M n^N A_n] \\ &= 2 \sum_{n=0}^M A_n (\psi_{n+s} + \lambda_0 + \lambda_1 n + \dots + \lambda_N n^N) + \sum_{n=0}^M \sum_{m=0}^M A_n A_m \tau_{n-m}. \end{aligned}$$

ここに $\lambda_0, \lambda_1, \lambda_2, \dots$ はラグランジュ乗数である。 $M(t)$, $N(t)$ の自己相関関数を R_M, R_N とする。

$$(2) \quad \psi_h = \frac{R_M(k)}{R_M(0)}, \quad \varphi_h = \frac{R_N(k)}{R_M(0)}, \quad \tau_h = \frac{R_M(k) + R_N(k)}{R_M(0)}$$

もし $M=0$ であれば

$$(3) \quad G_0 = 2A_0(\psi_s + \lambda_0) - A_0^2 \tau_0$$

を最大化する簡単な問題となる。問題は G_M と G_{M-1} とを結ぶ再起関係を得ることである。 G_M を最

大化することと関連して、もし A_M が得られれば、 A_0, A_1, \dots, A_{M-1} 上で同様な型の関数を最大化することが残されている。

正確には

$$(4) \quad \psi = \begin{pmatrix} \psi_0 \\ \vdots \\ \psi_M \end{pmatrix}, \quad \gamma^{(M)} = \begin{pmatrix} \gamma_M \\ \vdots \\ \gamma_0 \end{pmatrix}, \quad \bar{\psi} = \begin{pmatrix} \psi_s \\ \vdots \\ \psi_{M+s} \end{pmatrix}$$

と置けば、選択 A_M は $\bar{\psi}$ を $\bar{\psi} - A_M \gamma^{(M)}$ に変換する。

ゆえに、もし $n=0, 1, \dots, M$ とすべての ψ に関して定義された関数

$$(5) \quad f_n(\bar{\psi}) = \max_{A_n} G_n(A)$$

を定義すれば、再帰関係が $M \geq 2$ に対し

$$(6) \quad f_M(\bar{\psi}) = \max_{A_M} [2(\psi_{M+s} + (\lambda, M)A_M - \gamma_0 A_M^2 + f_{M-1}(\bar{\psi} - A_M \gamma^{(M)})]$$

となる。ここに

$$(7) \quad (\lambda, M) = \lambda_0 + \lambda_1 M + \dots + \lambda_N M^N, \quad f_0(\bar{\psi}) = \max_{A_0} [G_0].$$

この関係は最適性の原理の適用である。

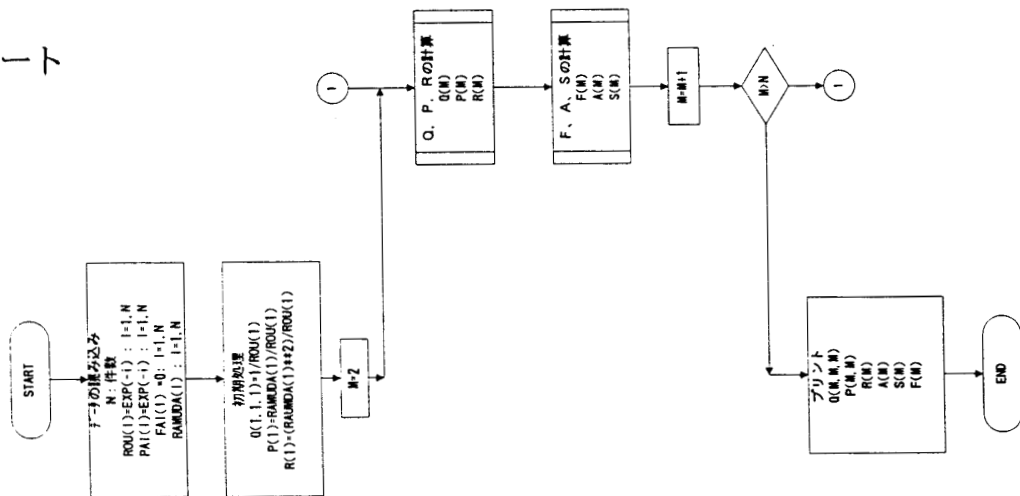
もし ψ の次元が小であれば、 $\{f_n(\bar{\psi})\}$ の数値を得るために直接的に (14, 31) を用うことができる。しかし M が大であれば、 $f_M(\bar{\psi})$ の簡単な解析的構造の利点を用うことは本質的である。

$f_M(\bar{\psi})$ は各 M に対して

$$(8) \quad f_M(\bar{\psi}) = (\bar{\psi}, Q_M \bar{\psi}) + 2(P_M, \bar{\psi}) + R_M$$

の形の $\bar{\psi}$ の 2 次形であることを仮定する。ここに Q_M は $\bar{\psi}$ に独立なマトリックスで、 R_M は $\bar{\psi}$ に独立なスカラーである。

3. フローチャート



参考文献

- 1) L.A.Zadeh and J.R.Ragazzini: "An Extension of Wiener's Theory of Prediction," *J. of Applied Physics*, Vol. 21, July (1950).
- 2) T.Odanaka: *Dynamic Management Decision and Stochastic Control Processes*(World Scientific, 1990).