ベイズモデルによる線形フィルターの特性

樋 口 知 之

様々な先験モデルを用いたベイズアプローチによる解析法は，本研究所のスタッフによりこの約10年ほど精力的に研究・開発されてきた（Gersch and Kitagawa (1988)）．特に，最もシンプルな型である線形・ガウスモデルを使った解析は，現在でもその簡便性から多方面にわたり広く行われている．時系列解析においても，トレンド推定，季節調整，非定常スペクトル推定，地球潮汐成分推定，地震波成分分解等，応用例は数限りない．これらのベイズ流解析法は，非定常スペクトル推定を除けば，ほとんどが次のようなモデルに統一的に書き下せる．

$$y(i)=s_1(i)+s_2(i)+\cdots+s_M(i)+e(i) \qquad (i=1,\ldots,N)$$

$y(i)$ は観測値，$e(i)$ は観測ノイズ（$e(i)\sim N(0,\sigma^2)$）．分解された諸成分は，おのおの次のような線形の制約条件を受けている．

$$\sum_{j=0}^{Jm} a_m(j)s_m(i-j)=u_m(i)$$

$u_m(i)$ はシステムノイズで，$u_m(i)\sim N(0,\sigma^2/\tau_m^2)$ に従う．このとき τ_m^2 が超パラメーター（北川流ではパラメーター）である．$a_m(j)$ の値をいろいろ変えることで，様々な先験モデルが構築できる．ここで τ_m^2 と $a_m(j)$ を与えれば，求める解 $s_m(i)$ は一意的に定まり，式変形のあと

$$\hat{s}_m=T_m y$$

の形で与えられる（ただし，$\hat{s}_m=[\hat{s}_m(1),\hat{s}_m(2),\ldots,\hat{s}_m(N)]$, $y=[y(1),y(2),\ldots,y(N)]$, T_m は $(N\times N)$ 行列）．この T_m に有限離散フーリエ変換を施すことにより，導入した先験モデルの周波数空間における performance（つまりフィルターの特性）が明示できる（Higuchi (1990)）．この表現法を用いて，様々な先験モデル（一回差分 smoothness prior，高回差分 smoothness prior，季節調整モデル，非線形振動モデル，減衰（増幅）振動モデル，AR タイプの地震波モデル（Kitagawa and Takanami (1985)））の周波数特性（例えば gain や位相）を示せる．さらに具体的に gain を計算することで，超パラメーターの値と，smoothness prior モデルの lowpass フィルターとしての透過幅の関係を与えることができる．同様にして，超パラメーターと，振動モデルの bandpass フィルターとしての半値幅の関係を得ることもできる．これらの関係式を使って，従来の解析の流れ（データから超パラメーターの値を定める）とは逆の，ベイズモデルを使った線形フィルターの設計が可能となる．

参 考 文 献

Gersch, W. and Kitagawa, G. (1988). Smoothness priors in time series, *Bayesian Analysis of Time Series and Dynamic Models* (ed. J.C. Spall), 431-476, Dekker, New York.

Higuchi, T. (1990). Spectral representation of linear operator to decompose a time series into the multi-components, submitted to *Ann. Inst. Statist. Math.*

Kitagawa, G. and Takanami, T. (1985). Extraction of signal by a time series model and screening out micro earthquakes, *Signal Processing*, 8, 303-314.

不完全情報下における制御系設計に関する研究

宮 里 義 彦

ロボットマニピュレータなどの非線形機械システムの制御に有効な非線形ロバスト適応制御系の構成

法に関して，いくつかの提案を行なってきた（宮里・大島（1988），Miyasato and Oshima（1989））．そのうちの一つは，慣性モーメントの変動や非線形性の外力の影響を補償するために，入力トルクを高速で切り換える必要が生じる．またモデルが対象に依存した座標系で表現されるため，目標軌道の記述には必ずしも適さない．ここではこの適応制御系を，試行を繰り返すごとに切り換え振幅が小さく再設定され，目標軌道の設定もそれに適した座標系(作業座標系)で行なえる方式に拡張した．具体的には，対象を表現する座標系を，対象に依存した座標系（物理座標系）から目標軌道の表現に適した座標系（作業座標系）に変換する．それにともなって，入力トルクも作業座標表現（作業トルク）に変換されるが，この作業トルク-作業座標系においても，対応する慣性モーメント（等価慣性モーメント）の正定対称性が成立することに着目する．従って作業トルクに対して，物理座標と同種の非線形ロバスト適応制御を適用することにより，作業座標表現で同様の制御系の構成ができる．このとき，入力トルクを作業トルクに変換（物理座標→作業座標）する必要が生じるが，その逆変換（作業座標→物理座標）は行なう必要がないことに注意する．逆変換を含む項は適応機能により推定されるからである．以上で，目標軌道の表現に適した座標系で制御系の構成が行なえる．次に，試行を繰り返すごとに切り換え振幅が小さく再設定されるようにするために，interlace 型適応則と hybrid 型適応則を併用する 2 次元的な適応制御系の構成（宮里・大島（1989））を考える．interlace 型適応則（一つのシステムパラメータに対し，複数のパラメータ推定値をシステムの特性値に応じた間隔で独立に配置して調整する手法）としては，先の非線形ロバスト適応制御方式を採用する．また hybrid 型適応則(制御対称と独立な時間スケールでパラメータ推定値を更新する手法）としては，各試行ごとに作業トルクの同定モデルを設定し，同定モデル中の推定パラメータを，同定誤差が小さくなるように試行が変わる度に更新する方式（逐次最小二乗型 hybrid 適応則)を採用する．この推定パラメータ(一つの試行内においては一定)は，線形制御のフィードバック係数として非線形ロバスト制御則と併用される．試行を繰り返すことで，作業トルクの同定モデルの精度が上がると，それから決まる線形制御もより望ましいものになり，併用する非線形ロバスト制御の寄与が少なくてすむようになる(非線形ロバスト適応制御の必要な寄与の大きさはそれ自身の適応機能により自動的に設定される)．以上のことから，試行を経るにつれて，hybrid 型適応則から決まる線形制御によって，非線形ロバスト制御則の結果生じる入力の切り換えの振幅が，小さく再設定されるようになる．本研究では，このような適応制御系を学習制御系（適応過程の適応的改善が実現されるという意味において）の一種として提案し，その安定性と誤差の収束性の解析を行なった．手法の有効性は，ロボットマニピュレータの実際の機種を想定した数値実験により確認され，試行を繰り返すことによって，切り換え振幅の低減化と過渡特性の向上がみられた．

参 考 文 献

宮里義彦，大島康次郎（1988）．ロボットマニピュレータの非線形適応制御，計測自動制御学会論文集，**24**，63-68．

宮里義彦，大島康次郎（1989）．2 次元適応制御，計測自動制御学会論文集，**25**，997-1003．

Miyasato, Y. and Oshima, Y. (1989). Non-linear adaptive control for robotic manipulators with continuous control inputs, *Internat. J. Control*, **49**, 545-559.

アフィンスケーリング法の大域的収束性

土 谷 隆

n 変数 m 制約式（$n<m$）の双対標準形線形計画問題〈D〉

$$
(1)\qquad \begin{aligned}
&\text{minimize } c^t x, \qquad \text{subject to } x \in \mathscr{P}, \\
&\mathscr{P} = \{x \in R^n \mid A^t x - b \geq 0\}, \\
&A = (a_1, \ldots, a_m) \in R^{n\times m}, \qquad c \in R^n, \qquad b \in R^m
\end{aligned}
$$