

ローカルモデリングを用いた非線形動的システムの推定とその応用

A Prediction Method for Nonlinear Dynamical Systems Using Local Modeling and its Applications

80223934 森基成 (Motonari Mori) Supervisor 佐野昭 (Akira Sano)

1 はじめに

入出力観測データからプロセスのモデリングを行う問題は、非線形回帰問題やシステム同定などにおける多くの分野の目的となっている。このような問題に取り組む方法としては、大きく分けてグローバルモデリングとローカルモデリングの2つがある。グローバルモデリングはデータベースのすべてに適合する一つの関数をつくる。これはニューラルネットワークモデリング(階層型, Radial Basis Function 型)や非線形統計回帰のほかの方法で使われている手法である。一方ローカルモデリングは、複雑なシステムを簡単なモデルの集合として表現する考え方で、重み平均法、局所重み回帰法(Locally weighted regression)や Just-in-time 法などがある。[1] また特定の領域のデータに適合する関数をつくるためデータベース学習とも呼ばれている。

ローカルモデリングは、関数予測の応用においてはシンプルかつ簡単であるため最近注目を集めている。しかし得られた同定結果を応用した線形化補償や制御を行っている例はあまり多くない。そこで本研究では Just-in-time 法によるローカルモデリングを用いた非線形動的システムの推定と、それを応用した非線形システムの線形化補償や制御の方法を提案する。

2 問題設定

次の未知非線形離散時間動的システムについて考える。

$$y(k+1) = f[y(k), \dots, y(k-n_y), u(k), \dots, u(k-n_u)] \quad (1)$$

ここで、 u, y はそれぞれ入力、出力である。時刻 k のときの過去の入出力観測データからシステムの出力 $y(k+1)$ が規範出力 $y_{ref}(k+1)$ に追従するように入力 $u(k)$ を予測する。

3 Just-in-time モデリングによる制御

入出力観測データから式(1)の逆システムを構成し、線形化することで目標を達成することを考える。時刻 k における観測値と目標出力をもとにクエリー $\varphi(k)$ を

$$\varphi(k) = [y_{ref}(k+1) \cdots y_{ref}(k-n_y) \quad u(k-1) \cdots u(k-n_u)] \quad (2)$$

と定め、逆システムのローカルモデルを

$$u(k) = \beta^T \varphi(k) \quad (3)$$

とする。また入出力観測データから表1のような逆システムのデータベースを構成する。ここで $u(i), y(i) = 0, i \leq 0$

表 1: 逆システムの入出力データベース

No.	1	...	N_d
入力	$y(2)$		$y(N_d+1)$
	\vdots		\vdots
	$y(1-n_y)$...	$y(N_d-n_y)$
	$u(-1)$		$u(N_d-1)$
	\vdots		\vdots
	$u(-n_u)$		$u(N_d-n_u)$
出力	$u(1)$...	$u(N_d)$

とし、また i 番目の入力データを φ_i とおく。

クエリー $\varphi(k)$ とデータ φ_i の距離 $\|\varphi(k) - \varphi_i\|^2$ の小さい順に並び替え、次の評価関数(4)が最小になるパラメータを求める。

$$J = \sum_{i=1}^n (u(i) - \beta^T \varphi_i)^2 \quad (4)$$

これを以下のような逐次最小二乗法を用いて行うことで、ローカルモデルのパラメータ β_n を同定する。

$$\beta_{n+1} = \beta_n + P_{n+1} \varphi_{n+1} (u(n) - \varphi_{n+1}^T \beta_n) \quad (5)$$

$$P_{n+1} = P_n - \frac{P_n \varphi_{n+1} \varphi_{n+1}^T P_n}{1 + \varphi_{n+1}^T P_n \varphi_{n+1}} \quad (6)$$

このとき n 個のデータを用いて同定したパラメータが β_n となる。さらに次の評価関数

$$FPE(n) = \frac{n+m}{n-m} \left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \{u(i) - \beta_n^T \varphi_i\}^2 \right] \quad (7)$$

を求め、 $FPE(n)$ を最小にする n を最適データ個数 n_{opt} とし、このデータ数を用いて同定したパラメータ $\beta_{n_{opt}}$ が逆システムのローカルモデルのパラメータとなる。

最終的にコントローラとして

$$u(k) = \beta_{n_{opt}}^T \varphi(k) \quad (8)$$

を適用することで、規範出力への追従制御が達成できる。

4 ローカルモデリングを用いた制御アルゴリズム

1. 入出力観測データを入力し、正規化処理を行う。
2. クエリーを式 (2) のようにおき、 $\|\varphi(k) - \varphi_i\|^2$ の値の小さい順番にデータベースを並び替える。
3. 式 (5)、式 (6) を用いて、ローカルモデルのパラメータ β_n を同定する。
4. 式 (7) を最小にする n を最適データ数 n_{opt} とし、そのパラメータ $\beta_{n_{opt}}$ を逆システムのパラメータとする。
5. 式 (8) より $u(k)$ を適用する。
6. $k = k + 1$ として 1. へ。

5 非線形歪補償

OFDM 通信システムは、周波数利用効率が高く、マルチパス耐性に優れている点から注目を集めている。しかし高出力増幅器 (HPA) の非線形特性やダイナミクスによる、電力漏洩や信号歪みの補償が大きな課題となっている。そこでローカルモデリングを用いた逆モデルの構成によるプレディクション法を提案する。全体像を図 1 に示す。

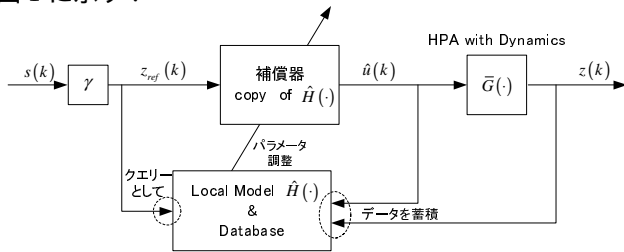


図 1: ローカルモデリングによる非線形歪補償

送信信号 $s(k)$ に公称ゲイン γ をかけたものが目標出力 $z_{ref}(k)$ となる。目標出力を用いて HPA の逆システムを

$$u(k) = \sum_{l=0}^{L_h} \sum_{m=0}^{L_p} \beta_{2l+1,m} |z(k-m-1)|^{2l} z(k-m-1) \quad (9)$$

とおき、Just-in-time 法によるローカルモデリングを用いて同定し線形化補償器として使用することでプレディクションを行った。また数値シミュレーションを行い、電力漏洩と信号の歪みが改善されていることを確認した。

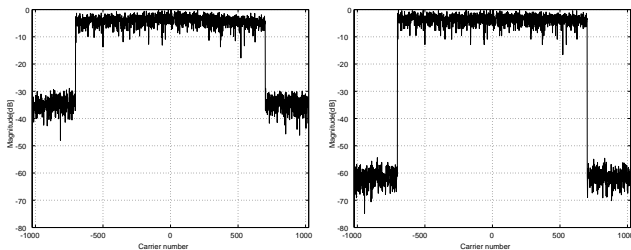


図 2: 歪補償なし

図 3: 歪補償あり

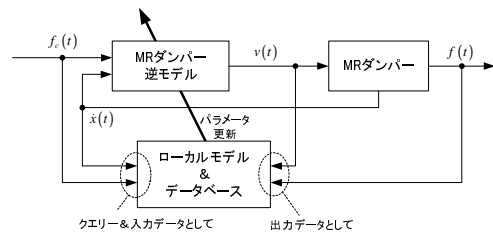


図 4: MR ダンパーの逆システムの構成による線形化補償

6 MR ダンパーの特性同定と免震制御

建造物の免震制御に用いられる MR ダンパーは力・速度の関係にヒステリシス特性を持ちモデリングが困難である。そこで提案法を用いて逆システムを構成し免震制御を行う方法を提案する。

ダンパーの逆システムを

$$v(k) = \beta^T \varphi(k) \quad (10)$$

$$\varphi(k) = [f_c(k), \dot{x}(k), \dots, \dot{x}(k-3)]^T \quad (11)$$

とおくことで、MR ダンパーに対する線形化補償器を構成した。ここで v は入力電圧、 f_c はダンパーの目標減衰力、 \dot{x} はダンパー速度である。また数値シミュレーションとして、1940 年の El Centro 地震波を用いて建造物の免震制御を行い、提案法の有効性を確認した。

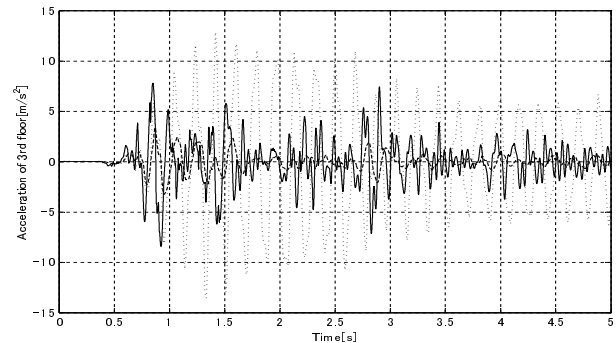


図 5: 3 階の加速度：提案法 (実線), 理想的逆モデル (破線), ダンパーなし (点線)

7 結論

Just-in-time 法によるローカルモデリングを用いた非線形動的システムの推定と、逆システムの構成による制御法を提案した。また、デジタル通信分野における非線形歪補償と MR ダンパーによる建造物の免震制御への応用例を示し、提案法の有効性を示した。

8 参考文献

- [1] Qiubao Zheng, Hidenori Kimura : Just-in-time modeling for function prediction and its applications , Asian Journal of Control, vol. 3, No. 1, pp. 35-44, 2001.