

学習型ファジィ補償器を利用した非線形モデル追従形制御系の設計

A Design of Nonlinear Model Following Control System using a Learning Fuzzy Compensator

○小沼 裕一, 大久保 重範

○Yuichi Konuma, Shigenori Okubo

山形大学

Yamagata University

キーワード: 非線形モデル追従型制御系 (Nonlinear Model Following Control System), 学習型ファジィ補償器 (Learning Fuzzy Compensator), ファジィ制御 (Fuzzy Control), 簡略ファジィ推論 (Simplified Fuzzy Reasoning), 最急降下法 (Gradient Descent Method)

連絡先: 〒992 山形県米沢市城南 4-3-16

山形大学 工学部 機械システム工学科 大久保研究室 小沼 裕一

Tel.: (0238)26-3246, Fax.: (0238)24-6445, E-mail: konumayu@mip3470.yz.yamagata-u.ac.jp

1. はじめに

あるプラントに対して制御系を設計する際に、プラントのモデリングを行わなければならない。

しかし、実際のプラントは未知であったり、正確なモデリングが難しかったりする場合が多い。未知プラントの場合には、ニューラルネット (以下 NN) などを使用して制御系を設計している。

次に正確なプラントモデリングが難しい場合には、近似した数式を用いて制御系を設計しなければならない。ただし、近似した数式では実際のプラントとの間に誤差が生じてしまう。この誤差は、モデル誤差 (モデル化誤差) と呼ばれている。

ファジィ制御では、推論規則やメンバシップ関数などに試行錯誤が伴う場合が多い。これらの試行錯誤をなくすためにファジィコントローラー自身が自動的に学習、調整する制御系が望ましい。

本研究では、最急降下法を利用した学習ファジィ補償器 (以下 LFC) について離散時間と連続時間の両方についてモデル誤差を吸収する非線形モデル追従形制御系 (以下 NMFC) を設計する。本制御系の有効性については、モデル誤差を持つ非線形プラントに対して外乱を考慮に入れて計算機シミュレーションを行うことにより示す。

2. 問題の設定

制御対象を (1) ~ (4) 式、モデルを (5), (6) 式とする。

$$\begin{aligned}\dot{x}(t) = & (A + \Delta A)x(t) + (B + \Delta B)u(t) \\ & + (B_f + \Delta B_f)(f(v(t)) + \Delta f(v(t))) \\ & + d(t)\end{aligned}\quad (1)$$

$$v(t) = (C_f + \Delta C_f)x(t)\quad (2)$$

$$y(t) = (C + \Delta C)x(t) + d_0(t) \quad (3)$$

$$u(t) = u_M(t) + u_F(t) \quad (4)$$

$$\dot{x}_m(t) = A_m x_m(t) + B_m r_m(t) \quad (5)$$

$$y_m = C_m x_m(t) \quad (6)$$

各ベクトルの次元は $x(t) \in R^n$, $u(t) \in R^l$, $v(t) \in R^{l_f}$, $y(t) \in R^l$, $f(v(t)) \in R^{l_f}$, $d(t) \in R^n$, $d_0(t) \in R^l$, $x_m(t) \in R^{n_m}$, $r_m(t) \in R^{l_m}$, $y_m(t) \in R^l$ とする。ここで $y(t)$ はプラント出力、 $v(t)$ は補助出力、 $u(t)$ は制御入力、 $f(v(t))$ は非線形部である。 $u(t) \in R^l$ は (4) 式に示すように、NMFCS からの制御入力 $u_M(t) \in R^l$ と、ファジィ補償器からの制御入力 $u_F(t) \in R^l$ の和である。また $y_m(t)$ はモデル出力、 $r_m(t)$ はモデル入力であり、 $d(t)$, $d_0(t)$ は有界な外乱である。 $A, B, C, B_f, C_f, A_m, B_m, C_m$ は適合する次元の定数行列である。 $\Delta A, \Delta B, \Delta C, \Delta B_f, \Delta C_f, \Delta f(v(t))$ は同じ定数行列であるがモデル誤差とするので未知であるものとする。ただし、 $(C, A, B), (C_m, A_m, B_m)$ は可制御・可観測とし、 $C(pI - A)^{-1}B$ の零点は左半平面に存在し、モデルは安定とする。制御対象で利用可能な状態は $y(t), v(t)$ である。また非線形関数 $f(v(t))$ は既知であり、 $\|f(v(t))\| \leq \alpha + \beta \|v(t)\|^\gamma$ ($\alpha \geq 0, \beta \geq 0, \gamma \geq 0$) が成り立つものとする。以上のような条件を前提にして NMFCS 制御系の設計を行う。ここで、未知情報であるモデル誤差は考えず、まず $u_F(t) = 0$ として $u_M(t)$ を求めていく。

3. NMFCS の設計

微分演算子 $p = d/dt$ を用いて $y(t), y_m(t)$ の伝達関数表示を行う。 $(C, A, B), (C_m, A_m, B_m)$ より、

$$C(pI - A)^{-1}B = \frac{N(p)}{D(p)} \quad (7)$$

$$C(pI - A)^{-1}B_f = \frac{N_f(p)}{D(p)} \quad (8)$$

$$C_m(pI - A_m)^{-1}B_m = \frac{N_m(p)}{D_m(p)} \quad (9)$$

とおくと、(7) ~ (9) 式より $y(t), y_m(t)$ は以下のようになる。

$$D(p)y(t) = N(p)u_M(t) + N_f(p)f(v(t)) + w_d(t) \quad (10)$$

$$D_m(p)y_m(t) = N_m(p)r_m(t) \quad (11)$$

$$w_d(t) = C \text{adj}(Ip - A)d(t) + D(p)d_0(t) \quad (12)$$

$$D(p) = |Ip - A| \quad (13)$$

$$D_m(p) = |Ip - A_m| \quad (14)$$

また $N(p), N_f(p), N_m(p)$ については、

$$N(p) = \text{diag}(p^{\sigma_i})N_r + \tilde{N}(p) \quad (15)$$

$$N_f(p) = \text{diag}(p^{\sigma_{f_i}})N_{f_r} + \tilde{N}_f(p) \quad (16)$$

$$N_m(p) = \text{diag}(p^{\sigma_{m_i}})N_{m_r} + \tilde{N}_m(p) \quad (17)$$

以上のように分解できる。

ここで、 $\partial_{r_i} N(p) = \sigma_i$, $\partial_{r_i} N_f(p) = \sigma_{f_i}$, $\partial_{r_i} N_m(p) = \sigma_{m_i}$ であり、 $N(p)$ は行プロパー ($|N_r| \neq 0$) であるものとする。外乱 $d(t), d_0(t)$ は下式を満たすものとする。

$$D_d(p)d(t) = 0, D_d(p)d_0(t) = 0, \partial D_d(p) = n_d \quad (18)$$

(18) 式の $D_d(p)$ は既知のモニックな多項式であり外乱のモードを与える。従って $w_d(t)$ は次式を満たす。

$$D_d(p)w_d(t) = 0 \quad (19)$$

次に ρ 次 ($\rho \geq n_d + 2n - n_m - 1 - \sigma_i$) のモニックで安定な多項式 $T(p)$ を選び、次式より $R(p), S(p)$ を求める。

$$T(p)D_m(p) = D_d(p)D(p)R(p) + S(p) \quad (20)$$

(20) 式の各項式の次数は $\partial T(p) = \rho, \partial D_m(p) = n_m, \partial D_d(p) = n_d, \partial D(p) = n, \partial R(p) = \rho + n_m - n_d - n, \partial S(p) \leq n_d + n - 1$ である。出力誤差 $e(t) =$

$y(t) - y_m(t)$ は、

$$\begin{aligned} T(p)D_m(p)e(t) &= D_d(p)D(p)R(p)y(t) \\ &+ S(p)y(t) \\ &- T(p)N_m(p)r_m(t) \end{aligned} \quad (21)$$

となる。ここで、 $|Q_s(p)|$ が安定多項式であるような多項式行列 $Q_s(p)$ を考えて次のように表す。

$$Q_s(p) = \text{diag}(p^{\rho+n_m-n+\sigma_i}) + \tilde{Q}_s(p) \quad (22)$$

ただし、 $\partial_r \tilde{Q}_s(p) < \rho + n_m - n + \sigma_i$ ものとす。 $Q_s(p)$ を使うと (21) 式は以下のように記述できる。

$$\begin{aligned} e(t) &= \frac{Q_s(p)N_r}{T(p)D_m(p)} [u_M(t) + N_r^{-1}Q_s(p)^{-1} \\ &\times \{D_d(p)R(p)N(p) - Q_s(p)N_r\}u_M(t) \\ &+ N_r^{-1}Q_s(p)^{-1}S(p)y(t) \\ &+ N_r^{-1}Q_s(p)^{-1}D_d(p)R(p)N_f(p)f(v(t)) \\ &- N_r^{-1}Q_s(p)^{-1}T(p)N_m(p)r_m(t)] \end{aligned} \quad (23)$$

(23) 式の伝達関数行列項を以下のように状態空間表示で表すと、

$$\begin{aligned} N_r^{-1}Q_s(p)^{-1}\{D_d(p)R(p)N(p) - Q_s(p)N_r\} \\ = H_1(Ip - F_1)^{-1}G_1 \end{aligned} \quad (24)$$

$$N_r^{-1}Q_s(p)^{-1}S(p) = E_2 + H_2(Ip - F_2)^{-1}G_2 \quad (25)$$

$$\begin{aligned} N_r^{-1}Q_s(p)^{-1}D_d(p)R(p)N_f(p) \\ = E_3 + H_3(Ip - F_3)^{-1}G_3 \end{aligned} \quad (26)$$

$$\begin{aligned} N_r^{-1}Q_s(p)^{-1}T(p)N_m(p) \\ = E_4 + H_4(Ip - F_4)^{-1}G_4 \end{aligned} \quad (27)$$

となる。ここで $|pI - F_i| = |Q_s(p)|$ ($i = 1 \sim 4$) とする。(23) 式において $T(p)D_m(p)e(t) \rightarrow 0$ ($t \rightarrow \infty$) であるので、制御入力 $u_M(t)$ は内部状態を使うと以下のように記述できる。

$$u_M(t) = -H_1\xi_1(t) - E_2y(t) - H_2\xi_2(t)$$

$$\begin{aligned} -E_3f(v(t)) - H_3\xi_3(t) + E_4r_m(t) \\ + H_4\xi_4(t) \end{aligned} \quad (28)$$

$$\dot{\xi}_1(t) = F_1\xi_1(t) + G_1u_M(t) \quad (29)$$

$$\dot{\xi}_2(t) = F_2\xi_2(t) + G_2y(t) \quad (30)$$

$$\dot{\xi}_3(t) = F_3\xi_3(t) + G_3f(v(t)) \quad (31)$$

$$\dot{\xi}_4(t) = F_4\xi_4(t) + G_4r_m(t) \quad (32)$$

ただし (28) 式内の $u_M(t)$ に $r_m(t), f(v(t)), y(t)$ の時間微分が含まれないように次数について $n_m - \sigma_{m_i} \geq n - \sigma_i$ ($i = 1 \sim l$), $\sigma_i \geq \sigma_{f_i}$ ($i = 1 \sim l$), $\rho \geq n_d + 2n - n_m - 1 - \sigma_i$ ($i = 1 \sim l$) を満たしているものとする。内部状態の有界性については文献 1) を参考にされたい。LFC + NMFCS 制御系のブロック線図を Fig.1 に示す。

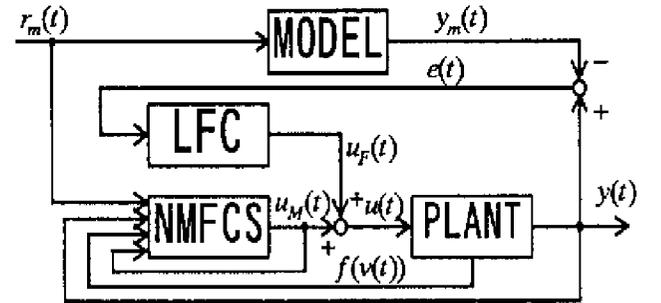


Fig. 1 Block diagram of proposed LFC + NM-FCS

4. LFC の設計

4.1 Product-Sum 重心法

本研究では、以下に示すような Puroduct-Sum 重心法を用いる。

Rule i : if x_1 is A_{1i} and x_2 is A_{2i} and ...

and x_m is A_{mi} then y is B_i ($i = 1, \dots, n$) (33)

(33) 式で、 A_{ji} は前件部メンバーシップ関数を示し、 B_i は後件部メンバーシップ関数、添字 i はルール番号、添字 j は入出力変数の番号を示す。

1) 各規則の適合度 ω_i を計算する。

$$\omega_i = \mu_{A_{1i}}(x_1^*) \times \mu_{A_{2i}}(x_2^*) \times \dots \times \mu_{A_{mi}}(x_m^*) \quad (34)$$

2) 各規則の後件部の推論結果 B_i^* を計算する。

$$\mu_{B_i^*}(y) = \omega_i \times \mu_{B_i}(y) \quad (35)$$

3) 各規則の推論結果を統合して、規則全体の推論結果 B^* を計算する。

$$\mu_{B^*}(y) = \Sigma \mu_{B_i^*}(y) \quad (36)$$

4) 推論結果 B^* の重心を計算する。

$$y^* = \frac{\int y \mu_{B^*}(y) dy}{\int \mu_{B^*}(y) dy} \quad (37)$$

(ここで、 $x_1^*, x_2^*, \dots, x_m^*, y^*$ は、非ファジィ値とする。)

メンバシップ関数 1

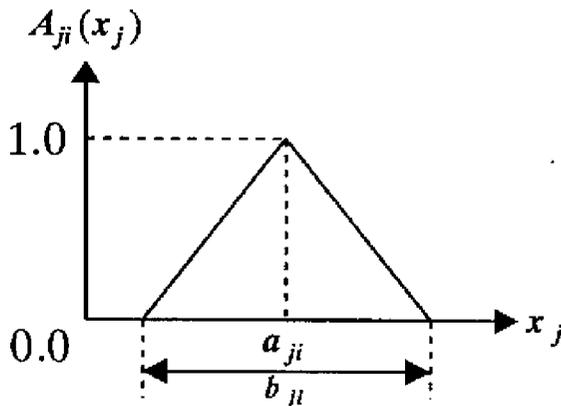


Fig. 2 Isosceles triangular membership function

メンバシップ関数 1 として Fig.2 に従来のファジィ推論ルールでよく用いられてきた二等辺三角型メンバシップ関数を示す。この二等辺三角型メンバシップ関数を (38) 式で定式化する。

$$A_{ji}(x_j) = \begin{cases} 1 - \frac{2|x_j - a_{ji}|}{b_{ji}} \\ 0 \end{cases} \quad (38)$$

(38) 式は上から順に $(a_{ji} - b_{ji}/2 < x_j < a_{ji} + b_{ji}/2)$, otherwise の領域を持つ。

学習アルゴリズム 1

ファジィ補償器の学習アルゴリズム 1 として評価関数を以下のようにした NN 表現ではない形の最急降下法を使用する。

$$J = K_1 x_1^2 + K_2 x_2^2 + \dots + K_n x_n^2 \quad (39)$$

ここで、 K_1, K_2, \dots, K_n は学習係数である。

メンバシップ関数の各学習手順におけるパラメータの学習式を以下に示す。

$$a_{ji}(t+1) = a_{ji}(t) - K_a \frac{\partial J}{\partial a_{ji}} \quad (40)$$

$$b_{ji}(t+1) = b_{ji}(t) - K_b \frac{\partial J}{\partial b_{ji}} \quad (41)$$

ここで K_a, K_b も学習係数である。(38) ~ (41) 式を計算すると、

$x_j > a_{ji}$ の場合

$$a_{ji}(t+1) = a_{ji}(t) - 2K_a K_j x_j \quad (42)$$

$$b_{ji}(t+1) = b_{ji}(t) - K_b K_j x_j (A_{ji} - 1) \quad (43)$$

$x_j = a_{ji}$ の場合

$$a_{ji}(t+1) = a_{ji}(t) \quad (44)$$

$$b_{ji}(t+1) = b_{ji}(t) \quad (45)$$

$x_j < a_{ji}$ の場合

$$a_{ji}(t+1) = a_{ji}(t) - 2K_a K_j x_j \quad (46)$$

$$b_{ji}(t+1) = b_{ji}(t) - K_b K_j x_j (A_{ji} - 1) \quad (47)$$

となる。

離散時間で二等辺三角型メンバシップ関数と Product-Sum 重心法を用いる学習型ファジィ補償器を LFC 1 とする。

学習アルゴリズム 2

学習アルゴリズム 1 では離散時間の場合の計算式を示している。

に NN の学習機能を利用する。(56) ~ (58) 式のファジィ推論の各演算を NN の各機能に割り当て、ファジィ推論の過程を NN で表現すると、最急降下法が使用できる。

最急降下法において、学習の方向を決定する評価関数を (60) 式のように定義する。

$$E = \mathbf{e}(t)^T \mathbf{e}(t) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l (y_i - y_{mi})^2 \quad (60)$$

(60) 式において、 y は Plant からの出力値であり、 y_m はモデル出力である。最急降下法では、(60) 式で定められた評価関数の値が最も小さくなる方向に逐次的に学習を繰り返し、最適な解を得る。

次に折れ線型メンバシップ関数の場合の各学習手順において対象となるパラメータの学習式を示す。

$$w_i(t+1) = w_i(t) - K_w \frac{\partial E}{\partial w_i} \quad (61)$$

$$a_{ji}(t+1) = a_{ji}(t) - K_a \frac{\partial E}{\partial a_{ji}} \quad (62)$$

$$b_{1ji}(t+1) = b_{1ji}(t) - K_b \frac{\partial E}{\partial b_{1ji}} \quad (63)$$

$$b_{2ji}(t+1) = b_{2ji}(t) - K_b \frac{\partial E}{\partial b_{2ji}} \quad (64)$$

$$c_{1ji}(t+1) = c_{1ji}(t) - K_c \frac{\partial E}{\partial c_{1ji}} \quad (65)$$

$$c_{2ji}(t+1) = c_{2ji}(t) - K_c \frac{\partial E}{\partial c_{2ji}} \quad (66)$$

(61) ~ (66) 式で、 K_w, K_a, K_b, K_c は学習の刻み幅を決定する学習係数である。以下に入力 x_j の領域 $\{x_j | a_{ji} - b_{1ji} < x_j \leq a_{ji} - b_{1ji}/2\}$ のみの場合について計算するがほかの領域についても同様に定義できる。(56) ~ (60) 式より、 $\partial E/\partial w_i, \partial E/\partial a_{ji}, \partial E/\partial b_{1ji}, \partial E/\partial b_{2ji}, \partial E/\partial c_{1ji}, \partial E/\partial c_{2ji}$ を計算して、(61) ~ (66) 式に代入すると、

$$w_i(t+1) = w_i(t) - K_w \frac{\mu_i}{\sum_{i=1}^l \mu_i} (y_i - y_{mi}) \quad (67)$$

$$a_{ji}(t+1) = a_{ji}(t) - K_a \frac{\mu_i}{\sum_{i=1}^l \mu_i} (y_i - y_{mi})$$

$$(w_i - y_i) \frac{-2c_{1ji}}{A_{ji}(x_j)b_{1ji}} \quad (68)$$

$$b_{1ji}(t+1) = b_{1ji}(t) - K_b \frac{\mu_i}{\sum_{i=1}^l \mu_i} (y_i - y_{mi})$$

$$(w_i - y_i) \frac{2c_{1ji}(a_{ji} - x_j)}{(b_{1ji})^2} \quad (69)$$

$$b_{2ji}(t+1) = b_{2ji}(t) - K_b 0 \quad (70)$$

$$c_{1ji}(t+1) = c_{1ji}(t) - K_c \frac{\mu_i}{\sum_{i=1}^l \mu_i} (y_i - y_{mi})$$

$$(w_i - y_i) \frac{2(x_j + b_{1ji} - a_{ji})}{b_{1ji}} \quad (71)$$

$$c_{2ji}(t+1) = c_{2ji}(t) - K_c 0 \quad (72)$$

となる。

離散時間で折れ線型メンバシップ関数と簡略ファジィ推論を用いる学習型ファジィ補償器を LFC 3 とする。

学習アルゴリズム 4

学習アルゴリズム 3 では離散時間の場合の計算式を示している。ここでは学習アルゴリズム 4 として連続時間の場合の計算式を示す。(61) ~ (66) 式を以下のようにすることにより計算できる。

$$\dot{w}_i(t) = -K_w \frac{\partial E}{\partial w_i} \quad (73)$$

$$\dot{a}_{ji}(t) = -K_a \frac{\partial E}{\partial a_{ji}} \quad (74)$$

$$\dot{b}_{1ji}(t) = -K_b \frac{\partial E}{\partial b_{1ji}} \quad (75)$$

$$\dot{b}_{2ji}(t) = -K_b \frac{\partial E}{\partial b_{2ji}} \quad (76)$$

$$\dot{c}_{1ji}(t) = -K_c \frac{\partial E}{\partial c_{1ji}} \quad (77)$$

$$\dot{c}_{2ji}(t) = -K_c \frac{\partial E}{\partial c_{2ji}} \quad (78)$$

(67) ~ (72) 式より次のようになる。

$$\dot{w}_i(t) = -K_w \frac{\mu_i}{\sum_{i=1}^l \mu_i} (y_i - y_{mi}) \quad (79)$$

$$\dot{a}_{ji}(t) = -K_a \frac{\mu_i}{\sum_{i=1}^l \mu_i} (y_i - y_{mi})(w_i - y_i) \frac{-2c_{1ji}}{A_{ji}(x_j)b_{1ji}} \quad (80)$$

$$b_{1ji}(t) = -K_b \frac{\mu_i}{n} (y_i - y_{mi})(w_i - y_i) \frac{2c_{1ji}(a_{ji} - x_j)}{(b_{1ji})^2} \quad (81)$$

$$b_{2ji}(t) = 0 \quad (82)$$

$$c_{1ji}(t) = -K_c \frac{\mu_i}{n} (y_i - y_{mi})(w_i - y_i) \frac{2(x_j + b_{1ji} - a_{ji})}{b_{1ji}} \quad (83)$$

$$c_{2ji}(t) = 0 \quad (84)$$

上式より連続時間の学習が可能である。ここでも入力 x_j の領域 $\{x_j | a_{ji} - b_{1ji} < x_j \leq a_{ji} - b_{1ji}/2\}$ のみの場合について計算したがほかの領域についても同様に定義できる。

連続時間で折れ線型メンバシップ関数と簡略ファジィ推論を用いる学習型ファジィ補償器を LFC 4 とする。

4.3 Rule Base

ファジィのルールベースを Fig. 4 に示す。LFC 1 ~ 4 のすべてに共通するルールベースとする。

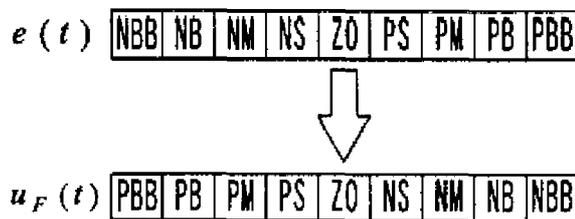


Fig. 4 Rule Base

5. 数値例

次のモデル誤差のない数式モデルに対して NM-FCS を設計する。その際、外乱 $d(t)$, $d_0(t)$ はステップ外乱として設計を行う。また、各ベクトルの次元は各行列に添うものとする。

$$\dot{x}(t) = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -1 & -3 \end{bmatrix} x(t) + \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} u_M(t) + \begin{bmatrix} 2 \\ 1 \end{bmatrix} f(v(t)) + \begin{bmatrix} 0 \\ d(t) \end{bmatrix} \quad (85)$$

$$v(t) = [6 \ 1] x(t) \quad (86)$$

$$f(v(t)) = v(t) + v^2(t) + 3v^3(t) - 0.1v^5(t) \quad (87)$$

$$y(t) = [5 \ 1] x(t) + d_0(t) \quad (88)$$

$$\dot{x}_m(t) = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -25 & -10 \end{bmatrix} x_m(t) + \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} r_m(t) \quad (89)$$

$$y_m = [5 \ 1] x_m(t) \quad (90)$$

$$r_m(t) = 4 \sin(0.5t) + 4.5 \quad (91)$$

実際には、(85) ~ (88) 式は次式のモデル誤差を持つ。

$$\Delta A = \begin{bmatrix} 0.3 & -0.3 \\ -0.3 & -0.3 \end{bmatrix}$$

$$\Delta B = \begin{bmatrix} 0.1 \\ -0.2 \end{bmatrix}$$

$$\Delta B_f = \begin{bmatrix} -0.2 \\ 0.1 \end{bmatrix}$$

$$\Delta C = [-0.2 \ -0.05]$$

$$\Delta C_f = [-0.3 \ 0.2]$$

$$\Delta f(v(t)) = -0.7v(t) + 0.5v^3(t) + 0.4 \sin(v(t))$$

以上の数値を使いシミュレーションを行った。

6. シミュレーション結果

シミュレーションでは、系の刻み幅を 0.005、離散時間の場合それぞれの LFC のサンプリングタイムを 0.02 とし、 $u_F(t)$ は 0 次ホールドで入力した。

Fig.5 に NM-FCS 制御系の応答、Fig.6 に LFC1 + NM-FCS 制御系の応答、Fig.7 に LFC2 + NM-FCS 制御系の応答、Fig.8 に LFC3 + NM-FCS 制御系の応答、Fig.9 に LFC4 + NM-FCS 制御系の応答を示す。

学習はすべて on-Line 学習である。

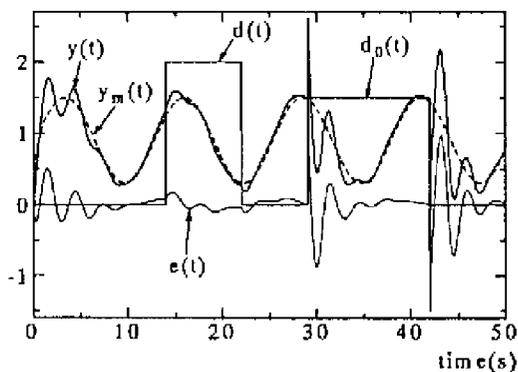


Fig. 5 Simulation results of NMFCS

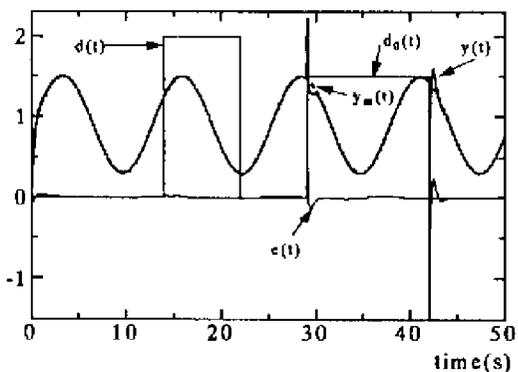


Fig. 6 Simulation results of LFC1 + NMFCS

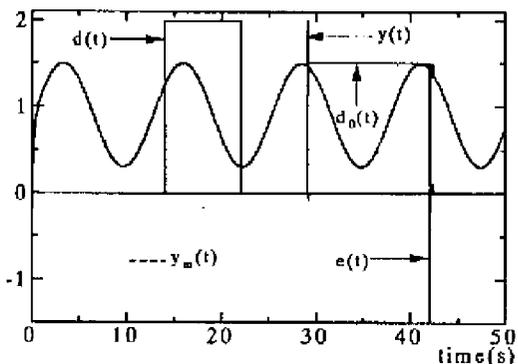


Fig. 7 Simulation results of LFC2 + NMFCS

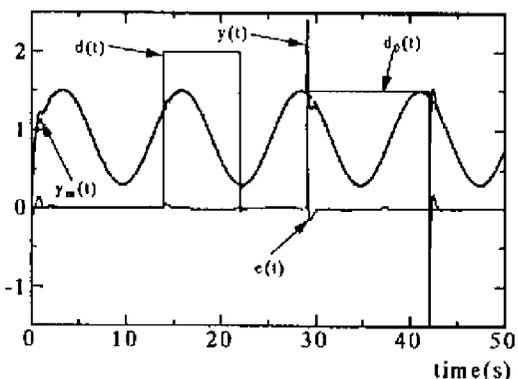


Fig. 8 Simulation results of LFC3 + NMFCS

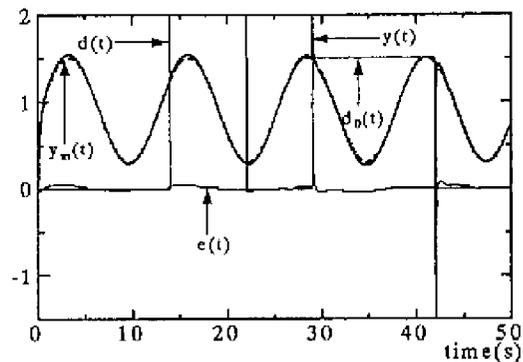


Fig. 9 Simulation results of LFC4 + NMFCS

7. おわりに

本研究では、大久保により提案された外乱を考慮した NMFCS の設計法に LFC を加えモデル誤差を補償する制御系の設計法を提案した。シミュレーション結果より連続時間、離散時間の両方とも LFC がモデル誤差を吸収している応答であった。本研究で提案した制御系において、LFC は設計の段階では未知であるモデル誤差や外乱を十分に吸収して追従している。

問題点としては、LFC 4 だけがモデル誤差を十分吸収できていないことが挙げられ、学習アルゴリズム 4 の改善を今後の課題としたい。

参考文献

- 1) 大久保 重範: 外乱を考慮した非線形系のモデル追従形制御系の設計, 計測自動制御学会論文集, 792/799, (1985)
- 2) 藤吉 敏生: ファジィ制御, 日刊工業新聞社, (1993)
- 3) 大木 誠: 折れ線型メンバーシップ関数を用いたファジィルールの自動チューニング, 電気学会論文誌 C, 776/784, (1996)
- 4) 石 岩: 最急降下法によるファジィ規則の自動チューニング手法, 日本ファジィ学会誌, 757/767, (1996)
- 5) 増田 達也: ファジィ・ニューラルネットワークによるメンバーシップ関数および推論ルールの獲得手法, 電気学会論文誌 C, 1185/1193, (1994)
- 6) 堀川 慎一: ファジィニューラルネットワークの構成法と学習法, 日本ファジィ学会誌, 906/928, (1992)