

◆ 특집 ◆ 직선·회전모터 구동 이송·회전체 연구 IV

매입형 영구자석 동기전동기의 T-S 퍼지 모델링

A T-S Fuzzy Identification of Interior Permanent Magnet Synchronous

왕법광¹, 김민찬¹, 김현우¹, 박승규^{1,✉}, 윤태성¹, 객군평¹
 Fa Guang Wang¹, Min Chan Kim¹, Hyun Woo Kim¹, Seung Kyu Park^{1,✉}, Tae Sung Yoon¹
 and Gun Pyoung Kwak¹

¹ 창원대학교 전기공학과 (Department of Electrical Engineering, Changwon Univ.)

✉ Corresponding author: skpark@changwon.ac.kr, Tel: 055-213-3634

Manuscript received: 2011.1.25 / Accepted: 2011.2.16

Control of interior permanent magnet (IPMSM) is difficult because its nonlinearity and parameter uncertainty. In this paper, a fuzzy c-regression models clustering algorithm which is based on T-S fuzzy is used to model IPMSM with a series linear model and weight them by memberships. Lagrangian of constrained function is built for calculating clustering centers where training output data are considered. Based on these clustering centers, least square method is applied for T-S fuzzy linear model parameters. As a result, IPMSM can be modeled as T-S fuzzy model for T-S fuzzy control of them.

Key Words: T-S Fuzzy Model (T-S 퍼지 모델링), Linear Model (선형 모델), Identification (식별), Nonlinear System (비선형 시스템), Feedback (귀환), IPMSM (매입형 영구자석 동기전동기)

1. 서론

영구 자석형 동기전동기(PMSM)는 벡터제어(vector control)기술 하에서 서보전동기로써 이용되어져 왔다. 그리고 다양한 제어 방법들이 PMSM 전동기에 적용되어 왔다.¹⁻⁵

PMSM 은 두 가지 형태가 있다. 첫째는 표면부착형 영구자석 동기전동기(SPMSM)이며 나머지 하나는 매입형 영구자석 동기전동기(IPMSM)이다.

SPMSM 의 제어에 있어서 시스템은 d 축 전류가 영으로 제어되는 형태로서 고려되어야 한다. 이 경우에는 SPMSM 은 DC 전동기로 모델링될 수 있다.^{6,7} 하지만 IPMSM 의 제어에 있어서는 구동 효율 때문에 d 축 전류를 영으로 제어할 수가 없다. 또한 전류당 최대토크를 얻기 위해서는 d 축 전류가 몇몇 영이 아닌 값으로 제어가 되어야 하

며 이러한 제어는 쉽지 않다.⁸ 영이 아닌 d 축 전류를 가진 IPMSM 은 비선형 시스템이며 이것을 제어하기 위한 적절한 비선형 제어가 필요하다.

이러한 비선형 시스템을 제어하기 위한 가장 좋은 방법중의 하나가 T-S 퍼지 제어이다. 실제 IPMSM 에서 전동기의 정확한 파라미터 값을 알아 내는 것은 매우 어렵다. 그러므로 본 논문에서는 실제 IPMSM 의 데이터를 이용하여 T-S 퍼지 모델을 유도하고 선형 제어 이론을 적용할 수 있는 효과적인 방법을 제시한다.

IPMSM 의 T-S 퍼지 식별(identification)에서 국부적인 동특성을 갖는 선형 모델들의 집합이 높은 정확성을 제공하게 된다. T-S 퍼지 식별은 소속함수(membership function)와 선형 동특성 방정식들의 연속으로 시스템을 정확하게 표현하는 것이 가능하다.⁹⁻¹⁴ 이를 위하여 퍼지 c-회귀 모델(FCRM) 클

러스터링 알고리즘을 사용한다. 이 알고리즘은 회귀모델을 만족시키기 위해서 입출력데이터를 c-클러스터로 그룹핑한다.¹⁵ FCRM 은 두가지 방법의 학습알고리즘으로 퍼지모델을 구축하는데 성공적으로 적용되어 왔으며^{16,17} T-S 퍼지모델의 데이터구조를 표현하는데 적합하다.

이 논문의 구성은 다음과 같다. 2 장에서는 IPMSM 의 수학적 모델링을 다루고 퍼지 식별 알고리즘(Fuzzy identification algorithm)을 3 장에서 소개하며 본 논문에서 제안된 기법의 우수성을 입증하기 위하여 컴퓨터 시뮬레이션을 4 장에서 시행하였으며 마지막으로 5 장에서 결론을 기술하였다.

2. IPMSM 의 수학적 모델

IPMSM 의 모델링은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \dot{x}_1(t) &= -\frac{R}{L_q} x_1(t) - \frac{PL_d}{L_q} x_2(t)x_3(t) - \frac{P\psi_f}{L_q} x_3(t) \\ &\quad + \frac{1}{L_q} u_1(t) \\ \dot{x}_2(t) &= -\frac{R}{L_d} x_2(t) + \frac{PL_q}{L_d} x_1(t)x_3(t) + \frac{1}{L_d} u_2(t) \quad (1) \\ \dot{x}_3(t) &= \frac{3P}{2J_m} [\psi_f x_1(t) + (L_d - L_q)x_1(t)x_2(t)] \\ &\quad - \frac{B_m}{J_m} x_3(t) - \frac{T_L}{J_m} \end{aligned}$$

여기서 P 는 극수의 쌍의 수, R 은 고정자 저항, $x_1(t)$ 과 $x_2(t)$ 는 각각 전기자 전류의 q 축과 d 축 성분이며 $x_3(t)$ 는 d-q 축의 회전속도이다. 그리고 $u_1(t)$ 과 $u_2(t)$ 는 q 축과 d 축의 단자전압이며 $\psi_f = \psi_d - L_d i_d$ 에서 ψ_d 는 누설자속의 d 축 성분, L_d 와 L_q 는 d-q 축의 인덕턴스, J_m 은 모터관성, B_m 은 마찰계수, T_L 은 부하토크이다.

식(1)과 같은 모델은 비선형이기 때문에 모델의 파라미터를 안다는 것은 매우 어렵다. 그러므로 IPMSM 의 데이터를 이용하여 T-S 퍼지 모델을 찾고 전체적인 안정도의 전제하에서 T-S 퍼지 제어기로서 선형제어기의 결합이 가능하게 한다.

선형적인 T-S 모델은 다음과 같다.

플랜트 규칙 i :

If $w_1(t)$ is F_{i1} and ... and $w_g(t)$ is F_{ig} , then

$$\dot{x}(t) = A_i x(t) + B_i u(t) \quad (2)$$

for $i = 1, 2, \dots, L$

여기서 F_{ig} 은 퍼지집합, $A_i \in R^{n \times n}$, $B_i \in R^{n \times m}$, L 은 IF-Then 규칙들의 수이며 $w_1(t), w_2(t), \dots, w_g(t)$ 은 전건부 변수들(premise variables)이다.

싱글톤 퍼지화기, 퍼지 추론 생성, 평균 중심 비퍼지화기로 구성된 일반적인 퍼지 추론법을 사용하여 식(1)과 같은 T-S 퍼지 모델을 다음 식으로 표현이 가능하다.

$$\begin{aligned} \dot{x}(t) &= \frac{\sum_{i=1}^L \mu_i(w(t)) \{A_i x(t) + B_i u(t)\}}{\sum_{i=1}^L \mu_i(w(t))} \quad (3) \\ &= \sum_{i=1}^L h_i(w(t)) \{A_i x(t) + B_i u(t)\} \end{aligned}$$

여기서 $w(t) = [w_1(t), w_2(t), \dots, w_g(t)]$ 이며 $F_{ij}(w(t))$ 는 F_{ij} 에서 $w_j(t)$ 의 소속 정도를 나타내며

$\mu_i(w(t)) = \prod_{j=1}^g F_{ij}(w_j(t))$ 이다. 본 논문의 목적은 IPMSM 에서 획득한 데이터로부터 T-S 퍼지 모델을 얻는 것에 있다.

3. T-S 퍼지 모델의 식별

어떤 다입력 다출력(MIMO) 시스템은 다입력 단출력(MISO) 시스템의 급수로 표현이 가능하다. 그러므로 다음과 같은 N 개의 데이터 쌍 (X_k, y_k) ($k=1, \dots, N$)을 가정하자. 여기서 $X_k = [x_{k1}, \dots, x_{kM}]$ 이고 M 은 변수들의 개수이다.

i 번째 T-S 퍼지 규칙의 식별 출력은 다음과 같은 형태를 가진다.

$$\begin{aligned} \hat{y} &= a_{i1}x_{k1} + a_{i2}x_{k2} + \dots + a_{iM}x_{kM} + b \\ &= X_k \cdot \theta_i^T, \quad i = 1, 2, \dots, c \end{aligned} \quad (4)$$

여기서 $\theta_i = [a_{i1}, a_{i2}, \dots, a_{iM}]$ 이며 c 는 규칙들의 개수

이다.

데이터의 오차 거리와 i 번째 T-S 퍼지 규칙 출력은 다음과 같다.

$$d_{ik}(\theta_i) = |y_k - X_k \cdot \theta_i^T| \quad (5)$$

목적 함수는 다음과 같이 정의된다.

$$J = \sum_{k=1}^N \sum_{i=1}^c (\mu_{ik})^m (d_{ik}(\theta_i))^2 \quad (6)$$

여기서 m 은 퍼지하중지수이고 그 값은 일반적으로 2 로 설정된다. $\mu_{ik} \in [0,1]$ 는 k 번째 데이터 쌍이 i 번째 클러스터에 속하는 퍼지 소속 정도이다. 물론 μ_{ik} 는 다음 식에 의해서 제한된다.

$$\sum_{i=1}^c \mu_{ik} = 1 \quad (7)$$

라그랑주 승수법(Lagrange multiplier method)과 제약된 함수 J 의 Lagrangian 에 의해서 다음 식을 얻을 수 있다.

$$F(\lambda, \mu_{ik}) = \sum_{i=1}^c (\mu_{ik})^m (d_{ik}(\theta_i))^2 - \lambda (\sum_{i=1}^c \mu_{ik} - 1), \quad (8)$$

$$k = 1, \dots, N$$

여기서 λ 는 라그랑주 승수이며 m 은 정수형 상수이다.

위의 사실로부터 다음 식이 구해진다.

$$\mu_{ik} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c [d_{ik}(\theta_i) / d_{jk}(\theta_j)]^{2/(m-1)}, d_{jk} \neq 0} \quad (9)$$

or

$$\mu_{ik} = s_{ik}, d_{jk} = 0 \quad \text{and} \quad \sum_{i=1}^c s_{ik} = 1$$

식(4)와 식(5)를 식(6)에 대입하고 θ_{ij} 에 대해서 편미분을 시행하면 다음식이 얻어진다.

$$\theta_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^N (\mu_{ik})^m (y_k - \sum_{t=1, t \neq j}^{M+1} \theta_{it} x_{kt}) x_{kj}}{\sum_{k=1}^N (\mu_{ik})^m x_{kj}^2} \quad (10)$$

$$i = 1, 2, \dots, c, \quad j = 1, 2, \dots, M.$$

클러스터링 중심의 식별을 위한 프로그램상의 단계은 다음과 같다^{18,19}:

단계 1: 클러스터 c 의 수를 할당. 퍼지가중지수 m 을 설정. 일반적으로 m 은 2 로 설정. 식(1)에서 클러스터 중심초평면 θ 의 파라미터 벡터를 초기화. 종료기준을 $\epsilon_1 > 0$ 으로 반복 인덱스 r 을 1 로 설정

단계 2: 식(5)에 의해서 $d_{ik}(\theta_i)$ 를 계산 후 식(9)에서 μ_{ik} 를 계산 식(10)에 의해서 θ_{ij} 를 갱신

단계 3: $U = \{\mu_{ik}\}$ 는 μ_{ik} 의 집합이며 만약 $\|U^{(r)} - U^{(r-1)}\| < \epsilon_1$ 이면 연산 멈춤 그렇지 않으면 $r = r+1$ 과 단계 2 로 이동

이러한 단계들에 의해서 점차적으로 J 를 최소화하는 방향의 μ_{ik} 를 얻을 수 있다. 결국 퍼지 집합의 중심들 v_{ij} 는 다음 식에서 쉽게 구할 수 있다.

$$v_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^N \mu_{ik} x_{kj}}{\sum_{k=1}^N \mu_{ik}}, \quad i = 1, 2, \dots, c, \quad j = 1, 2, \dots, M \quad (11)$$

데이터와 클러스터 중심과의 거리를 다시 정의하면 다음 식과 같다.

$$d_{ik}^{(j)} = \|x_{kj} - v_{ij}\| \quad (12)$$

그리고 소속함수의 정도인 $\mu_{ik}^{(j)}$ 는 다음과 같은 형태의 식에서 얻을 수 있다.

$$\mu_{ik}^{(j)} = \frac{1}{\sum_{g=1}^c [d_{ik}^{(j)}(\theta_i) / d_{gk}^{(j)}(\theta_g)]^{2/(m-1)}, d_{gk}^{(j)} \neq 0} \quad (13)$$

or

$$\mu_{ik}^{(j)} = s_{ik}^{(j)}, d_{gk}^{(j)} = 0 \quad \text{and} \quad \sum_{i=1}^c s_{ik}^{(j)} = 1$$

여기서 j 는 k 번째 입력의 j 번째 요소를 의미한다.

소속 함수의 정도인 $\mu_{ik}^{(j)}$ 를 훈련하기 위해서는 다음과 같은 단계가 필요하다.

단계 1: 규칙수 c , 퍼지가중지수 m 의 값을 입력, $\mu_{ik}^{(j)}$ 를 초기화하고 종료기준을 $\varepsilon_1 > 0$ 으로 반복 인덱스 r 을 1 로 설정

단계 2: 식(12)에 의해서 $d_{ik}^{(j)}$ 를 계산하고 식 (13)에서 $\mu_{ik}^{(j)}$ 를 계산한다.

단계 3: $U = \{\mu_{ik}\}$ 는 μ_{ik} 의 집합이며 만약 $\|U^{(r)} - U^{(r-1)}\| < \varepsilon_2$ 이면 연산 멈춤 그렇지 않으면 $r = r+1$ 과 단계 2 로 이동

수식의 간략화를 위하여

$$w_{ik} = \prod_{j=1}^M \mu_{ik}^{(j)} \quad (14)$$

로 놓으면 모든 퍼지규칙의 정규화된 소속함수는 다음 식과 같다.

$$\beta_{ik} = \frac{w_{ik}}{\sum_{q=1}^c w_{qk}} \quad (15)$$

식(4)에서의 모든 θ_i 에 대하여 $\hat{\theta}$ 를 다음과 같이 정의한다.

$$\hat{\theta} = [p_{11} \dots p_{c1} \dots p_{1M} \dots p_{cM}]^T \quad (16)$$

여기서 $p_{ij} = a_{ij}, j=1, \dots, M, i=1, \dots, c$ 이다.

그러므로 k 번째 출력은 다음 식과 같다.

$$\hat{y}_k = \varphi\theta = \sum_{i=1}^c \beta_{ik} \hat{y}_{ik} = \sum_{i=1}^c \beta_{ik} (p_{i1}x_{k1} + \dots + p_{iM}x_{kM}) \quad (17)$$

여기서 $\varphi = [\beta_{1k}x_{k1} \dots \beta_{ck}x_{k1} \dots \beta_{1k}x_{kM} \dots \beta_{ck}x_{kM}]$ 이다.

그 후에 최소 자승법에 의해서 다음과 같은 결과를 얻을 수 있다.

$$\theta = (\varphi^T \varphi)^{-1} \varphi^T Y \quad (18)$$

여기서 $Y = [y_1 \ y_2 \ \dots \ y_N]^T$ 은 훈련된 출력이다.

4. 컴퓨터 시뮬레이션

식(1)에서 IPMSM 의 이산치 표현은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} x_1(k) &= (1 - \frac{TR}{L_q})x_1(k-1) - \frac{TPL_d}{L_q}x_2(k-1)x_3(k-1) \\ &\quad - \frac{TP\psi_f}{L_q}x_3(k-1) + \frac{T}{L_q}u_1(k) \\ x_2(k) &= (1 - \frac{TR}{L_d})x_2(k-1) + \frac{TPL_q}{L_d}x_1(k-1)x_3(k-1) \\ &\quad + \frac{T}{L_d}u_2(k) \\ x_3(k) &= \frac{3P}{2J_m}[\psi_f x_1(k-1) + (L_d - L_q)x_1(k-1)x_2(k-1)] \\ &\quad + (1 - \frac{B_m}{J_m})x_3(k-1) - \frac{T_l}{J_m} \end{aligned} \quad (19)$$

위의 식을 근거로 입력은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} u_{input} &= [x_1(k-1) \ x_2(k-1) \ x_3(k-1) \ u_1(k-1) \ u_2(k-1)] \\ &= [x_1(k-1) \ x_2(k-1) \ x_3(k-1) \ x_4(k-1) \ x_5(k-1)] \end{aligned}$$

여기서 $x_4 = u_1$ 이고 $x_5 = u_2$ 이다.

훈련 입력 u_1 은 500Hz 의 초기 주파수를 가진 칩(chirp) 신호, 목표 시간은 0.5 초이며 목표 시간의 주파수는 50KHz 이다. 훈련 입력 u_2 는 200Hz 의 초기 주파수를 가진 칩(chirp) 신호, 목표 시간은 0.5 초이며 목표 시간의 주파수는 80KHz 이다.

또한 u_1 과 u_2 모두 상수 15 가 곱해져서 다음 식을 만족한다.

$$\begin{aligned} u_1 &= 15 \sin(1000t) \\ u_2 &= 15 \sin(1500t) \end{aligned} \quad (20)$$

식(2)를 근거로 퍼지 규칙은 다음과 같다. 플랜트 규칙 i ;

$$\begin{aligned} x_1(k) &= p_{i11}x_{k1}(k-1) + \dots + p_{i15}x_{k5}(k-1) \\ x_2(k) &= p_{i21}x_{k1}(k-1) + \dots + p_{i25}x_{k5}(k-1) \\ x_3(k) &= p_{i31}x_{k1}(k-1) + \dots + p_{i35}x_{k5}(k-1) \end{aligned} \quad (21)$$

for $i=1,2,3,4$

식별화된 T-S 퍼지 모델은 식(17)을 따르며 x_1, x_2 그리고 x_3 의 식별화 과정이 모두 같으므로 본 논문에서는 x_3 만 고려한다. 추정된 파라미터는 표 I, 표 II 와 III 에 나타나 있으며 그림 1 은 훈련 데이터의 오차를 보여주며 그림 2 는 테스트 데이터의 오차를 나타낸다. 오차는 다음과 같은 식으로 얻어진다.

$$e = \hat{y} - y \tag{22}$$

여기서 \hat{y} 는 식별화된 모델의 출력이며 y 는 실제 시스템의 출력이다.

Table 1 IPMSM Parameters

Pole pair number (P)	2
d-axis inductance (Ld)	42.44[mH]
q-axis inductance (Lq)	79.57[mH]
Stator resistance (R)	1.93[Ω]
Motor inertia (Jm)	0.003 [kg/m ²]
Friction coefficient (B _m)	0.001[Nm/rad/sec]
Magnetic flux constant (ψ f)	0.311[volts/rad/sec]

Table 2 Premise parameters

	v i1	v i2	v i3	v i4	v i5
Rule1	0	0.0993	-0.3356	0.8536	-0.7605
Rule2	-0.0121	0.1895	-11.0304	-6.8799	2.4993
Rule3	0.0004	0.0855	0.4481	0.0375	0.1587
Rule4	0.0007	0.1310	0.4350	1.0991	0.6782

Table 3 Consequent parameters

	Pi1	Pi2	Pi3	Pi4	Pi5
Rule1	315.2162	-0.0971	0.6594	-0.0030	0
Rule2	305.8313	0.4838	0.6672	0	0
Rule3	303.5111	-0.2201	0.6712	0.0019	0.0001
Rule4	310.1135	-0.2010	0.6550	-0.0048	0.0005

Fig. 1 에서와 같은 학습데이터에 의해서 학습을 한 후 같은 데이터를 가지고 추정성능을 살펴 보면 Fig. 2 와 같은 성능을 보임을 알 수 있다. 그

리고 Fig. 3 과 같은 시험입력에 대한 추정오차는 Fig. 4 에 나타나 있으며 만족할 만한 추정성능을 보임을 알 수 있다.

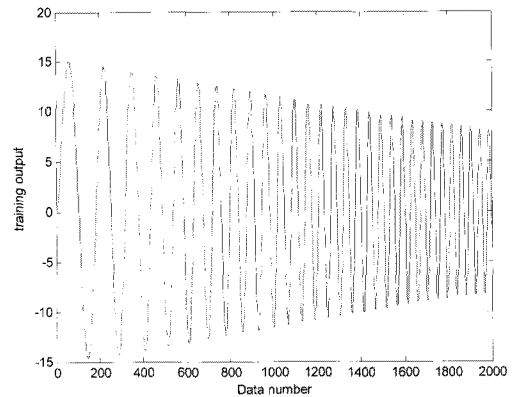


Fig. 1 Training output

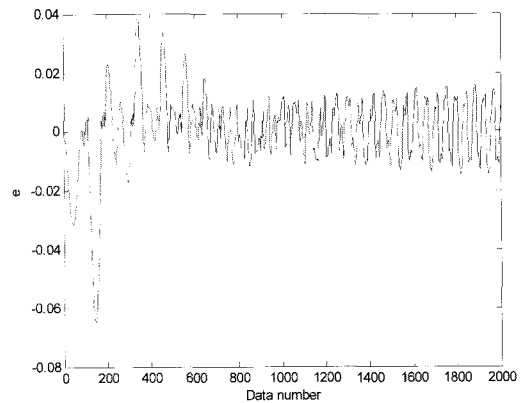


Fig. 2 Estimation error of training data

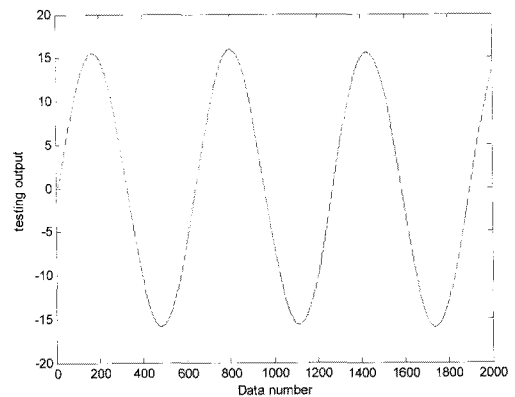


Fig. 3 Testing output

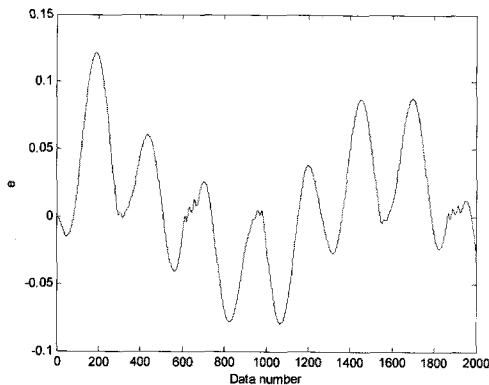


Fig. 4 The error of testing data

5. 결론

본 논문에서는 T-S 퍼지 식별화에 의해서 IPMSM의 모델링을 구현하였다. 실제 시스템과 식별화된 T-S 모델 사이의 출력의 오차가 매우 작음을 알 수 있다. 일반적으로 모터의 제어에 있어서 파라미터를 추정하는 것이 상당히 어려운 문제이며 특히 IPMSM 인 경우는 비선형모델이므로 제어를 위해서는 T-S 퍼지제어가 필요한데 본 연구의 결과로 직접 T-S 퍼지모델로 추정을 함으로써 선형 제어 이론이 쉽게 IPMSM에 적용하는 것이 가능하도록 하였다.

후 기

본 연구는 2010년도 창원대학교 연구비와 지방기술혁신사업(RT004-01-03) 지원으로 수행되었음.

참고문헌

- Richter, E. and Neumann, T., "Saturation effects in salient pole synchronous motors with permanent magnet excitation," Proc. of Int. Conf. Electrical Machines, Vol. 2, pp. 603-606, 1984.
- El-Serafi, A., Abdallah, A., El-Sherbiny, M. and Badawy, E., "Experimental study of the saturation and the cross-magnetizing phe-nomenon in saturated synchronous machines," IEEE Trans. Energy Conv., Vol. 3, No. 4, pp. 815-823, 1988.
- Yang, Y. and Zhou, C., "Robust Adaptive Fuzzy Control for Permanent Magnet Synchronous Servomotor Drives," International Journal of Intelligent Systems, Vol. 20, No. 2, pp. 153-171, 2005.
- Kumar, R., Gupta, R. A. and Surjuse, R. S., "High-Performance SVPWM-VCIM Drive with Adaptive Neuro-Fuzzy Speed Controller," International Journal of Computer and Electrical Engineering, Vol. 2, No. 1, pp. 1793-8163, 2010.
- Aissaoui, A. G., Abid, M., Tahour, A. and Megherbi, A. C., "A Fuzzy Logic and Variable Structure Control for Permanent Magnet Synchronous Motors," International Journal of Systems Control, Vol. 1, No. 1, pp. 13-21, 2010.
- Boldea, I., Paicu, M. C., Andreescu, G. D. and Blaabjerg, F., "Active flux orientation vector sensorless control of IPMSM," Proc. of IEEE Optimization of Electrical and Electronic Equipment, pp. 161-168, 2008.
- Chy, Md. M. I. and Uddin, M. N., "Nonlinear Control of Interior Permanent Magnet Synchronous Motor Incorporating Flux Control," Proc. of IEEE Electrical and Computer Engineering, pp. 815-818, 2006.
- Uddin, M. N. and Rahma, M. A., "High-Speed Control of IPMSM Drives Using Improved Fuzzy Logic Algorithms," IEEE Transactions on Industrial Electronics, Vol. 54, No. 1, pp. 190-199, 2007.
- Lin, P.-T., Wang, C.-H. and Lee, T.-T., "Time-Optimal Control of T-S Fuzzy Models via Lie Algebra," IEEE Transactions on Fuzzy Systems, Vol. 17, No. 4, pp. 737-749, 2009.
- Lee, H. J., Kim, H. B., Joo, Y. H., Chang, W. and Park, J. B., "A new intelligent digital redesign for T-S fuzzy systems: global approach," IEEE Transactions on Fuzzy Systems, Vol. 12, No. 2, pp. 274-284, 2004.
- Juang, C.-F. and Hsieh, C.-D., "A Locally Recurrent Fuzzy Neural Network With Support Vector Regression for Dynamic-System Modeling," IEEE Transactions on Fuzzy Systems, Vol. 18, No. 2, pp. 261-273, 2010.
- Zhu, T. X., Tso, S. K. and Lo, K. L., "Wavelet-based fuzzy reasoning approach to power-quality disturbance recognition," IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 19, No. 4, pp. 1928-1935, 2004.
- Moutinho, M. N., Da Costa, C. T., Barra, W. and Barreiros, J. A. L., "Identification, digital control and fuzzy logic techniques applied to a synchronous generator," IEEE Latin America Transactions, Vol. 7,

- No. 2, pp. 141-150, 2009.
14. Wong, K. W., Kóczy, L. T., Gedeon, T. D., Chong, A. and Tikk, D., "Improvement of the cluster searching algorithm in Sugeno and Yasukawa's qualitative modeling," *Lect. Notes Comput. Sci.*, Vol. 2206, pp. 536-549, 2001.
 15. Hathaway, R. J. and Bezdek, J. C., "Switching regression models and fuzzy clustering," *IEEE Trans. on Fuzzy Syst.*, Vol. 1, No. 3, pp. 195-204, 1993.
 16. Kim, E., Park, M., Ji, S. and Park, M., "A new approach to fuzzy modeling," *IEEE Trans. on Fuzzy Syst.*, Vol. 5, No. 3, pp. 328-337, 1997.
 17. Kim, E., Park, M., Kim, S. and Park, M., "A transformed input-domain approach to fuzzy modeling," *IEEE Trans. on Fuzzy Syst.*, Vol. 6, No. 4, pp. 596-604, 1998.
 18. Kung, C. C. and Su, J. Y., "Affine Takagi-Sugeno fuzzy modeling algorithm by fuzzy c-regression models clustering with a novel cluster validity criterion," *IET Control Theory & Applications*, Vol. 1, No. 5, pp. 1255-1265, 2007.
 19. Li, C., Zhou, J., Xiang, X., Li, Q. and An, X., "T-S fuzzy model identification based on a novel fuzzy c-regression model clustering algorithm," *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, Vol. 22, No. 4-5, pp. 646-653, 2009.