

# 비선형계통 고장진단을 위한 온-라인 퍼지동적모델 식별

## Identification of Fuzzy Dynamic Model for Fault Diagnosis of Nonlinear System

이 종렬 대구공업대학 전기공학과, Jong-Ryul Lee, Taegu Tech. College, Dept. of Electrical Eng.

배 상욱 경일대학교 제어계측공학과, Sang-Wo

ok Bae, Kyungil Univ. Dept. of Control & Inst. Eng.

이 기상 단국대학교 전기공학과, Kee-Sang Lee, Dankook Univ., Dept. of Electrical Eng.

박 귀태 고려대학교 전기전자전파공학부, Gwi-Tae Park, Korea Univ., Dept. of Electrical Eng.

### Abstract

This paper discusses an on-line fuzzy dynamic model( FDM ) identification of nonlinear processes for the design of fuzzy model based fault detection and isolation( FDI ). The dynamic behavior of a nonlinear process is represented by a fuzzy aggregation of a set of local linear models. The identification is divided into two procedures. The first is the off-line identification of membership function. The second is the on-line identification of the local linear models. Then, we propose a residual generation scheme based on the parameters of local linear models and show that the scheme can be used for the design of FDI.

### I. 서 론

계통의 고장 또는 이상을 검출하고 고장 요소를 식별하는 FDI( fault detection isolation)는 제어계의 안전성, 신뢰성 확보를 위해 매우 중요한 것이며, FDI설계와 관련된 많은 연구들이 진행되어 왔다.[1,2] 현재까지는 주로 선형계통에 대한 FDI설계법에 관한 연구가 거의 대부분이며, 최근에는 비선형 계통에 대한 FDI 설계기법에 관한 연구도 활발히 진행되고 있다. 비선형 계통에 대한 FDI는 대개 특정 동작점 부근에서의 선형화 모델을 이용하여 설계되어 왔으며[3], 최근에는 복잡한 계통의 모델링에 유용한 것으로 알려진 퍼지 모델[4], 신경망 모델을 이용한 FDI설계에 관한 연구도 많이 이루어지고 있다.

본 연구에서는 해석적인 모델을 구하기 어려운 비선형 계통의 전 동작 영역에서 고장을 검출하고 진단할 수 있는 FDI 설계에 활용될 수 있는 잔차 발생( residual generation ) 기법을 제안하고자 한다. 제안되는 기법에서 퍼지동적모델은 S.G.Cao[5]등에 의해 제안된 오프라인 식별 알고리즘을 잔차발생에 적합하도록 개선한 온라인 알고리즘에 의해 식별된다. FDI 목적에 사용되는 잔차는 공칭 퍼지동적모델과 온라인으로 식별되는 퍼지동적모델의 파라미터들로부터 발생된다. 제안되는 잔차 발생기법의 유용성을 보이기 위해 간단한 비선형 계통인 2 탱크 시스템에 대한 퍼지동적모델을 식별하고 잔차를 발생하여 고장진단 목적에 사용될 수 있음을 시뮬레이션 연구를 통하여 보인다.

## II. 퍼지동적모델( Fuzzy Dynamic model )

본 논문에서는 복잡한 MIMO(multi-input multi-output) 비선형 계통을 표현하기 위해 다음과 같이 근사추론 규칙과 지역선형모델을 포함하는 퍼지모델을 고려한다.

$$\begin{aligned}
 R^i : IF \ z_1 \text{ is } F_1^i \ \cdots \ \text{AND } z_{\bar{n}} \text{ is } F_{\bar{n}}^i \\
 \text{THEN } \ y(t+1) = A_i( q^{-1})y(t) + B_i( q^{-1})u(t) + C_i, \quad (1) \\
 A_i( q^{-1}) = A_1^i + A_2^i q^{-1} + \cdots + A_n^i q^{-n+1}, \quad A_k^i = [a_{kij}^i]_{p \times p} \\
 B_i( q^{-1}) = B_0^i + B_1^i q^{-1} + \cdots + B_{n-1}^i q^{-n+1}, \quad B_k^i = [b_{kij}^i]_{p \times g} \\
 i = 1, 2, 3, \dots, m, \quad \bar{n} = p \times n + g \times n
 \end{aligned}$$

여기서,  $R^i$  은  $i$ -번째 근사추론규칙, ( $A_i, B_i, C_i$ )은  $i$ -번째 지역모델의 파라미터,  $m$  은 근사추론 규칙의 개수(number),  $u(t) \in R^g$ 와  $y(t) \in R^p$ 는 각각 계통의 입력, 출력 변수이다.  $q^{-1}$ 는 시간 지연연산자이다.  $z(t)$ 는 입출력으로 다음과 같이 구성되는 벡터이다.

$$z(t) = [y(t)^T, y(t-1)^T, \dots, y(t-n+1)^T, u(t-1)^T, \dots, u(t-n+1)^T]^T \quad (2)$$

모델의 출력은 식(1)의 모든 지역모델들에 대해 하중평균( weighted average )를 취함으로써 추론될 수 있다.

## III. 퍼지동적모델의 온-라인 식별

본 논문에서는 S.G.Cao등에 의해 제안된 퍼지동적모델의 오프라인 식별 알고리즘을 고장진단 목적에 적합하도록 온라인화 한 것으로서 식(1)의 전건부 소속함수 식별 알고리즘과 후건부의 지역모델 알고리즘의 두 단계로 구성된다.

### 3.1 소속함수의 식별

퍼지모델에서 근사적 추론 규칙의 전건부 소속 함수들은 프로세스 입출력 공간을 임의로 퍼지 분할하도록 정의하는 경우도 있는데 그러한 경우 규칙의 개수가 증가하여 바람직하지 않으며, 입출력 데이터들에 대해 fuzzy c-means( FCM )을 적용하여 정의하는 것이 더욱 일반적이다. 그러나 일반적인 FCM에서의 평가함수들은 패턴인식 문제에서와 같은 정적인 데이터에 적합한 것이므로 제어기 설계, FDI 설계 문제와 같이 동적인 데이터의 경우에는 적합하지가 않다. S.G.Cao 등은 선형모델의 오차에 대한 보상항을 포함하는 평가함수를 이용한 동적 퍼지 클러스터링( dynamic fuzzy clustering : DFCM ) 알고리즘을 제안하고 이를 퍼지동적모델의 소속함수 식별에 사용하여 그 유용성을 보였다. [5]에서 정의한 평가함수는 다음과 같다.

$$J(\mu, \bar{z}, \alpha) = w_1 \left[ \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^m \mu_{ij}(t)^\omega \| z(t) - \bar{z}_i \|^2 \right] + w_2 \left[ \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^m \mu_{ij}(t)^\omega e_i(t) \right] \quad (3)$$

$$e_i(t) = y(t)^T - \varphi(t-1)^T \alpha^i \quad (4)$$

$$\varphi(t-1)^T = ((1, 1, \dots), y(t-1)^T, \dots, y(t-n)^T, u(t-1)^T, \dots, u(t-n)^T)$$

$$\alpha^i = [\alpha_1^i \ \alpha_2^i \ \cdots \ \alpha_p^i] \quad \alpha_j^i = [\alpha_{j1}^i \ \cdots \ \alpha_{jn}^i]$$

단,  $\bar{n} = p \times p \times n + g \times n$ , 모든  $t$ 에 대해  $\sum_{i=1}^m \mu_i(t) = 1$ 이며,  $\bar{z}_i$  : 클러스터 중심값,  $\omega$  : 지수하중

(exponential weight),  $w_1, w_2$  : 하중값(weighting value),  $\|z(t) - \bar{z}_i\|$  :  $\bar{z}_i$ 로부터  $z(t)$ 까지의 거리

식(3)의 평가함수에서 첫째 항은  $z$  벡터와 각 클러스터의 중심값과의 거리가 가능한 작게 되도록 하는 것이므로 입력공간의 퍼지분할에 해당되며, 두 번째 항은 퍼지 계통과 지역 선형모델간의 출력간의 추정 오차가 최소가 되도록 입력공간을 최적 분할되도록 하는 것이다. 각 파라미터에 대해서 평가함수를 최소화하는 클러스터링 알고리즘은 다음과 같다.

$$\bar{z}_i = \frac{\sum_{t=1}^N \mu_i(t)^\omega z(t)}{\sum_{t=1}^N \mu_i(t)^\omega}, \quad i=1, 2, \dots, m \quad (5)$$

$$\alpha_i = [\Phi^T D_i \Phi]^{-1} \Phi^T D_i Y, \quad i=1, 2, \dots, m \quad (6)$$

$$D_i = \text{diag}[\mu_i(t)]_{N \times N} \quad (7)$$

$$\Phi = [\varphi(1) \quad \varphi(2) \quad \dots \quad \varphi(N)]^T \quad (8)$$

$$Y = [y(1) \quad y(2) \quad \dots \quad y(N)]^T$$

$$\mu_i(t) = \left\{ \frac{\sum_{j=1}^m \frac{[\omega_1 \|z(t) - \bar{z}_i\|^2 + \omega_2 e_i(t)^2]^{\frac{1}{\omega-1}}}{[\omega_1 \|z(t) - \bar{z}_j\|^2 + \omega_2 e_j(t)^2]^{\frac{1}{\omega-1}}} \right\}^{-1} \quad (9)$$

$$U = [\mu_{ij}]_{i=1,2,\dots,m, j=1,2,\dots,N} : \text{분할행렬(partition matrix)}$$

위의 분할행렬은 해석적인 방법에 의해 해를 얻을 수 없기 때문에 반복적인 방법으로 구해야 하며 그 과정은 다음과 같다.

1) 클러스터의 수( $2 \leq m \leq N$ )와  $\omega$  ( $1 < \omega < \infty$ ),  $w_1, w_2$ 의 값을 정하고 초기 분할행렬  $U^{(0)}$  및 최종한계값  $\epsilon > 0$  를 설정한다. 단, 반복회수  $k=0$ .

2)  $U^{(k)}$ 와 식(6)을 이용하여 중심값  $\bar{z}_i^k$  ( $i=1,2,\dots,m$   $k=0, 1,\dots$ )를 구한다.

3)  $\bar{z}_i^k$ 와 식(10)을 이용하여 새로운 분할행렬  $U^{(k+1)}$ 를 구한다.

4)  $\|U^{(k+1)} - U^{(k)}\| \leq \epsilon$  이면 중지, 아니면 단계 2로 돌아감

하나의 주어진 데이터가 각 규칙에 소속되는 정도의 합은 반드시 1 이 되어야 하므로 초기의 분할행렬  $U^{(0)}$ 는 다음의 조건을 만족하도록 설정하여야 한다.

$$\sum_{i=1}^m \mu_{ij} = 1 \quad j=1, 2, \dots, N \quad (10)$$

### 3.2 지역모델의 온라인 식별

지역선형모델의 식별은 식(2)의 퍼지모델 출력과 계통 출력간의 예측오차를 최소화할 수 있는 선형모델의 파라미터를 추정하는 문제이며 앞절에서 설정한 소속 함수를 이용하여 최소사승법(least square algorithm: LSA)으로 수행할 수 있다. 일반성은 유지하면서 전개를 간단히 하기 위해 MISO( multi input multi output ) 계통인 경우로 가정하고, 식(1)의 퍼지동적모델중 하나의 규칙에서의 지역모델에 대한 식별 알고리즘을 기술한다.

식(1)의 퍼지동적모델에서  $i$ -번째 규칙에 의한 계통 출력의 예측값은 다음의 형태로 표현할 수 있다.

$$\hat{y}_i(t) = v^T(t, \mu) \hat{\theta}^i \quad (11)$$

여기서  $v^T(t, \mu) = \mu(z(t-1)) \varphi(t-1) = [v_0(t, \mu) \ v_1(t, \mu) \ \dots \ v_M(t, \mu)]$ ,  $\hat{\theta}^i = (\theta_1^i, \theta_2^i, \dots, \theta_M^i)^T$ 는  $i$ -번째 규칙의 파라미터 추정값이다.

$$\mu_i(z) = \left\{ \frac{\sum_{l=1}^m \frac{[w_l \|z(t) - \bar{z}_l\|^2]^{\frac{1}{w-1}}}{[w_l \|z(t) - \bar{z}_j\|^2]^{\frac{1}{w-1}}} \right\}^{-1} \quad (12)$$

오프라인 파라미터 추정문제는 다음의 평가함수를 최소화하는 파라미터를 결정하는 것으로 정의할 수 있다. (N 은 데이터의 개수)

$$J(\hat{\theta}) = \|Y - \Phi(\mu) \hat{\theta}_i\|^2 \quad (13)$$

$$\text{단, } \Phi(\mu) = \begin{bmatrix} v_0(1, \mu) & v_1(1, \mu) \cdots & v_M(1, \mu) \\ v_0(2, \mu) & v_1(2, \mu) \cdots & v_M(2, \mu) \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ v_0(N, \mu) & v_1(N, \mu) \cdots & v_M(N, \mu) \end{bmatrix} \quad (14)$$

식(14)를 최소화하는 파라미터는 다음과 같이 계산된다.

$$\hat{\theta}_i = [\Phi(\mu)^T \Phi(\mu)]^{-1} \Phi(\mu)^T Y \quad (15)$$

FDI에의 응용을 위해서는 지역선형모델을 온라인으로 식별해야 하며, 이를 위해 RLSA( recursive least square algorithm )으로서 다음을 사용할 수 있다.

$$\hat{\theta}_i(t) = \hat{\theta}_i(t-1) + L(t)[y(t) - v(t, \mu_i)^T \hat{\theta}_i(t-1)] \quad (16)$$

$$L(t) = \frac{P(t-1)v(t, \mu_i)}{\lambda(t) + v(t, \mu_i)^T P(t-1)v(t, \mu_i)} \quad (17)$$

$$P(t) = [P(t-1) - \frac{P(t-1)v(t, \mu_i)v(t, \mu_i)^T P(t-1)}{\lambda(t) + v(t, \mu_i)^T P(t-1)v(t, \mu_i)}] \quad (18)$$

여기서  $v(t, \mu_i)^T = [v_0(t, \mu_i) \ v_1(t, \mu_i) \ \dots \ v_M(t, \mu_i)]$ ,  $\lambda(t)$ 는 forgetting factor이다.

#### IV. FDI를 위한 잔차 발생

본 장에서는 프로세스 요소들의 이상유무를 검출하고 고장요소를 확인하는 FDI에서 필요한 정보, 즉 잔차( residual )를 발생하는 알고리즘을 제안한다.

모델기반 고장검출 및 진단 계통에서 잔차를 발생하는 방법은 여러 가지가 있지만, 본 연구에서는 식별된 퍼지동적모델의 파라미터로부터 직접 잔차를 발생하는 방법을 고려한다. 가장 간단한 방법은 식(15)에 의해 오프라인으로 식별된 공칭퍼지모델의 지역선형모델들의 파라미터와 식(16)에 의해 온라인으로 식별되는 퍼지모델의 파라미터들간의 편차를 잔차로 정의할 수 있으나, 이렇게 할 경우 잔차벡터( residual vector )의 차수는  $m \times M$  까지 되어 고장검출 및 진단 알고리즘 설계에 어려움이 따르게 된다. 따라서 본 연구에서는 잔차벡터의 차수를 합리적인 수준으로 결정하기 위해 다음의 잔차발생법을 제안한다.

온라인으로 식별되는 퍼지동적모델의  $m$  개 지역모델의 파라미터  $\hat{\theta}^i$ 들로부터 글로벌 파라미터  $^0 \hat{\theta}$ 를 다음과 같이 근사추론할 수 있다.

$${}^0\hat{\theta} = \frac{\sum_{i=1}^m \mu_i(z(t)) \hat{\theta}^i}{\sum_{i=1}^m \mu_i(z(t))} = \sum_{i=1}^m \mu_i(z(t)) \hat{\theta}^i \quad (19)$$

같은 방법에 의해 공칭퍼지모델로부터도 글로벌 파라미터  ${}^n\hat{\theta}$ 를 추론할 수 있다. 그러면, 계통의 운전중 계통의 파라미터가 변하는 고장이 발생하면  ${}^0\hat{\theta}$ 는  ${}^n\hat{\theta}$ 값과는 다른 값을 가지게 될 것이다. 이런 관점에서 다음과 같이 잔차벡터를 정의하면 고장 검출 및 진단에 활용할 수 있게 된다.

$$r = {}^0\hat{\theta} - {}^n\hat{\theta} \quad (20)$$

## V. 시뮬레이션 연구

본 절에서는 제안한 퍼지동적모델 식별과 잔차발생 알고리즘이 FDI 설계문제에 유용한 것을 보이기 위해, 2 탱크 계통에 대한 퍼지동적모델을 식별하고 고장진단을 위한 잔차발생기를 설계하고 그 결과를 보인다.

고려하는 2 탱크 계통의 수학적 모델은 다음과 같다.

$$A_1 \frac{dh_1}{dt} = U - a_1 \sqrt{2g h_1}$$

$$A_2 \frac{dh_2}{dt} = a_1 \sqrt{2g h_1} - a_2 \sqrt{2g h_2}$$

$A_1, A_2$  : 각 탱크의 단면적

$U$  : 입력유량

$h_1, h_2$  : 각 탱크의 수위

$a_1, a_2$  : 각 탱크의 출력밸브의 단면적

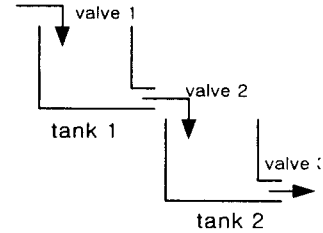


그림 1. 2 탱크 시스템

계통 출력은 탱크 2의 출력유량  $Q_3 = a_2 \sqrt{2g h_2}$ 이다. 가정된 고장은 고장1: 입력밸브의 부분 막힘, 고장2: 출력밸브의 부분 막힘으로 가정하였다. 시뮬레이션에 사용된 계통 파라미터는  $A_1 = 1.2, A_2 = 1, a_1 = 0.2, a_2 = 0.23$ 이다.

퍼지동적모델에서 소속함수 식(12)의 파라미터는  $\omega = 1.1, \omega_1 = 1, \omega_2 = 0.1$ 이며, 온라인 알고리즘에서  $\lambda = 0.98$ 이다.

표1은 고장 발생전 식별된 동적퍼지모델의 공칭 파라미터와 고장이 발생했을 경우 식별된 파라미터로부터 발생된 잔차를 나타낸 것이다. 0.5, 0.7 두가지 입력 레벨에 대해서 고장의 크기를 각각 10%, 30%인 경우에 대해 얻은 결과이다. 그림 3, 4는 고장발생전과 후의 계통의 출력 및 출력 예측결과를 나타낸 것이며, 그림 4, 5는 고장 발생 전후의 잔차 변화를 도시한 것이다. 이 결과들을 볼 때 고장 발생시 각 고장에 대해 고장을 검출하고, 가정된 두 가지 고장을 충분히 판별할 수 있을 정도의 서로 다른 잔차 벡터가 발생됨을 알 수 있고, 고장 크기에 대한 정보까지 도출할 수 있을 정도임을 알 수 있다.

고장형태		파라미터		$C_1^0$	$A_1^0$	$A_2^0$	$B_1^0$	$B_2^0$
		입력	고장					
Fault 1 ( 입력밸브 부분막힘 )	0.5	10%		0.1098	-0.1645	-0.1584	0.0549	0.0549
		30%		0.1287	-0.2299	-0.1518	0.0643	0.0643
	0.7	10%		0.3647	-0.5309	-0.4867	0.2553	0.2553
		30%		0.4025	-0.7952	-0.3271	0.2818	0.2818
Fault 2 ( 출력밸브 부분막힘 )	0.5	10%		0.0046	-0.0204	0.0066	0.0023	0.0023
		30%		0.0603	-0.2476	0.0668	0.0301	0.0301
	0.7	10%		0.0284	-0.1271	0.0472	0.0199	0.0199
		30%		0.2481	-1.1560	0.4545	0.1737	0.1737

표 1 고장종류 및 크기에 따른 파라미터 편차

## VI. 결 론

온라인 동적퍼지모델 식별법을 이용하여 비선형 계통의 파라미터를 추정하고, 추정된 파라미터로부터 FID 설계에 사용할 수 있는 잔차를 발생하는 기법을 제안하였으며, 간단한 비선형 계통인 2 탱크 계통에 적용하여 가정된 두 가지 고장에 대해 진단에 유용한 잔차를 발생함을 보였다.

동적퍼지모델 식별을 위해 사용된 온라인 식별법은 비선형 계통의 전 동작 영역에 대한 파라미터들을 발생하며, 잔차는 이 파라미터들에 근거하여 추론되므로 이 잔차를 이용하여 비선형 계통의 전 동작 영역에서 고장을 검출하고 진단할 수 있는 FID 설계가 가능할 것으로 기대된다.

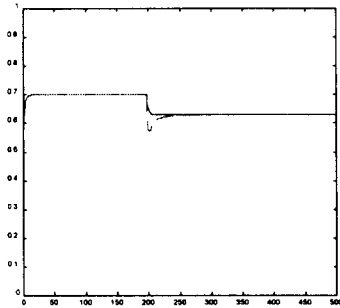


그림 2 출력특성 (-:  $y$ , --:  $\hat{y}$ ) ( 밸브-1 고장, 입력 0.7, 10% 고장)

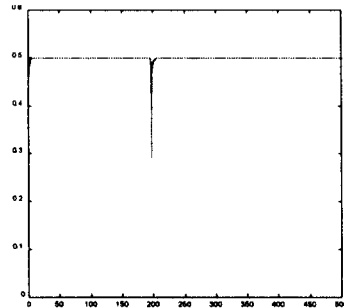


그림 3 출력 예측 특성 ( 밸브-3 고장, 입력 0.5, 30% 고장)

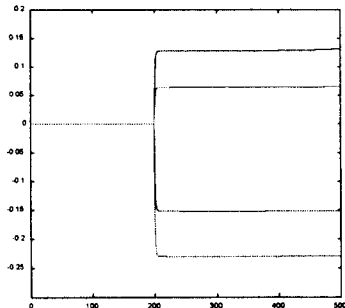


그림 4 파라미터 편차 ( 밸브-1 고장, 입력 0.5, 30% 고장)

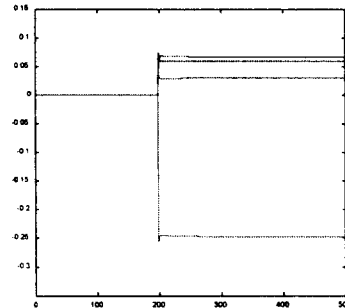


그림 5 파라미터 편차 ( 밸브-3 고장, 입력 0.5, 30% 고장)

## 참 고 문 헌

1. Iserman,R., P. Balle, "Trends in the Application of Model-based Fault Detection and Diagnosis of Technical Process",13th IFAC World Cong., Sanfrancisco. pp.709-719, 1996.
2. Patton,R.J. ,P.M. Frank,R.N. Clark (eds). Fault Diagnosis in Dynamical Systems. - Theory and Applications, Prentice Hall (control engineering series), 1989
3. Isidori,A, Nonlinear control systems an Introduction lecture notes in control and information science Vol.72 Springer-Verlag Berlin, 1985.
4. P.Balle, D.Juricic, A.Rakar, S.Ernst, " Identification of Nonlinear Processes and Model Based Fault Isolation Using Local Linear Models", AACC, 1997.
5. S.G.Cao, N.W.Rees and G.Feng, " Analysis and Design for a Class of Complex Control Systems, Part I: Fuzzy Modelling and Identification ", Automatica, Vol.33, No. 6, pp. 1017-1028, 1997.