

論文2002-39TE-4-7

직접형 퍼지 적응 IIR 필터의 설계

(Design of Fuzzy Adaptive IIR Filter in Direct Form)

柳根澤*, 裴鉉惠**

(Ryu Geun Taek and Bae Hyeon Deok)

요약

수치와 언어적 데이터를 조합한 퍼지 추론은 적응 필터 알고리즘에서 적용되어 왔다. 적응 IIR 필터 설계에서 퍼지 전치필터는 퍼지의 Sugeno의 방법을 사용하였으며 소속함수와 추론규칙은 정확성을 개선할 수 있도록 신경망을 통하여 각각 생성하였다. 제안된 알고리즘은 성능평가를 위하여 시스템 식별에 적용하고 필터의 파라미터의 추정특성과 수렴속도에 대하여 성능을 평가하였다. 이와 같은 실험결과 직접구조에서 기존의 알고리즘의 수렴속도보다 우수한 성능을 보였으며 제안된 방법이 안정성 및 극부최소 점에 대한 문제를 극복할 수 있음을 보였다.

Abstract

Fuzzy inference which combines numerical data and linguistic data has been used to design adaptive filter algorithms. In adaptive IIR filter design, the fuzzy prefilter is taken account, and applied to both direct and lattice structure. As for the fuzzy inference of the fuzzy filter, the Sugeno's method is employed. As membership functions and inference rules are recursively generated through neural network, the accuracy can be improved. The proposed adaptive algorithm, adaptive IIR filter with fuzzy prefilter, has been applied to adaptive system identification for the purposed of performance test. The evaluations have been carried out with viewpoints of convergence property and tracking properties of the parameter estimation. As a result, the faster convergence and the better coefficients tracking performance than those of the conventional algorithm are shown in case of direct structures

Keyword : fuzzy filter, IIR filter, inference, adaptive algorithm

I. 서론

적용 시스템에서 미지 시스템을 식별하고자 할 때 적응 FIR 필터로 근사하기 위해서는 많은 계산량을 필요로 하는 경우가 많으며 더욱이 탭 계수의 수가 늘어

나게 됨에 따라 수렴속도가 매우 느려진다. 이러한 점에서 적응 IIR 필터는 시스템 식별에 있어서 FIR 필터보다 훨씬 효과적이며 탭 계수의 수가 매우 적기 때문에 연산량이 줄고 수렴속도가 빠르다는 장점이 있다^[1,3]. 그러나 적응 IIR 필터는 중요한 문제가 있는데 하나는 불안정성이며 또 다른 문제는 비용함수가 이차함수가 아니므로 국부적 극소점(local minimum)이 존재한다는 것이다. 이러한 문제를 해결하기 위해서 많은 적응 IIR 필터의 알고리즘이 제안되어 왔다.

적용 IIR 필터는 다시 등식오차 방법과 출력오차 방

* 正會員, 極東情報大學 電子通信科

(Dept. of Electronics Communication, Keukdong College)

** 正會員, 忠北大學校 電子工學科

(Dept. of Electronics Engr., Chungbuk National Univ.)

接受日:2002年9月2日, 수정완료일:2002年11月14日

법으로 나눌 수 있는데 이 두 가지 적응 IIR 필터는 수렴속도 및 안정성에서 아주 다른 성능을 보여주고 있다. 등식 오차방법은 알고리즘 상 어려운 점은 없지만 잡음이 존재할 경우에는 편차적 수렴을 하게 된다^[4,5]. 즉, 측정잡음의 분산이 클수록 원하는 최적해와는 전혀 다른 결과를 나타낸다는 것이다. 출력 오차방법은 초안정성 이론을 도입하여 잡음이 존재하더라도 무편차적으로 수렴할 수는 있지만 초안정성을 만족시키기 위해 삽입되는 보상기를 설정하기 위해서는 미지의 기준 시스템의 파라미터 일부를 사전에 알아야한다는 문제가 있다. 출력오차 방법에는 경사법을 이용한 LMS 알고리즘이 있는데 LMS형 적응 알고리즘에 기초한 알고리즘으로 대표적인 알고리즘이 SHARP 알고리즘이다. 이 알고리즘은 SPR(Strictly Positive Real)조건을 만족하여야 한다. 그 외에도 전치필터에 의한 LMS 알고리즘이 제안되었다^[6,7].

본 논문에서는 적응 IIR 필터에서 직접형에 대한 기존의 적응 알고리즘을 설명하고 기존의 LMS형 적응 알고리즘에 퍼지 전치필터를 이용한 적응 알고리즘에 대하여 설명한다. 그리고 각 적응 알고리즘의 특성을 모의실험을 통하여 살펴보고자 한다.

II. 직접형 적응 IIR 필터

직접형 적응 IIR 필터를 구분함에 있어서 적응 알고리즘의 갱신항을 구성하는 예측오차가 기준이 되는 경우에는 등식오차와 출력오차 방법이 이에 해당된다. 이 장에서는 두 경우에 대하여 서로 다른 점을 기술하고 기존의 LMS형 알고리즘에 대하여 기술하고 제안한 퍼지 적응 IIR 필터의 설계 방법에 대하여 기술한다.

2.1 등식오차 방법

등식오차 방법은 미지 시스템의 전달함수 $H(z)$ 이라고 할 때 적응 IIR 필터는 식 (1)과 같이 비 순환 차등 방정식으로 나타낼 수 있다.

$$y_e(n) = \sum_{i=0}^N a_i(n-1)d(n-i) + \sum_{i=1}^M b_i(n-1)x(n-i) = \theta^T(n-1) \phi_{de}(n) \quad (1)$$

$$\phi_{de}(n) = [d(n-1) \cdots d(n-M), x(n) \cdots x(n-M)]^T \quad (2)$$

여기서, $a_i(n)$ 과 $b_i(n)$ 는 적응 계수이고 $y_e(n)$ 은 필터

의 예측된 출력신호이다. 그리고 첨자 'de'는 직접형에서 출력오차 방법과 구별하기 위하여 사용하였다. 등식오차 $E_{eq}(n)$ 의 z-변환은 식 (3)과 같이 표현될 수 있다.

$$\begin{aligned} E_{eq}(z) &= X(z)[(1-A(z)) \cdot H(z) - B(z)] \\ &= X(z)(1-A(z)) \left[H(z) - \frac{B(z)}{1-A(z)} \right] \\ &= (1-A(z)) \cdot E_{oe}(z) \end{aligned} \quad (3)$$

등식오차 $E_{eq}(z)$ 의 MSE(Mean Square Error) 평면은 필터 계수의 이차함수이며 적응 과정은 기존의 LMS 알고리즘을 사용하여 성취할 수 있다. 그러므로 등식오차 적응 IIR 필터는 단일 최적 해를 얻을 수 있고 수렴속도는 역시 증가하게 된다. 등식오차 적응 IIR 필터의 계수갱신은 다음과 같이 얻을 수 있다.

$$\theta(n) = \theta(n-1) + \mu(n) e(n) \phi_{de}(n) \quad (4)$$

여기서 $\mu(n)$ 은 다양한 적응 알고리즘에서 다르게 의존하는 것으로 적응이득으로 정의되어진다. 등식오차 방법의 문제점은 최적해와는 다른 결과로 수렴할 수 있는데 가산 잡음의 분산이 클수록 더 큰 최종편차가 발생하게 된다는 것이다.

2.2 출력오차 방법

적응 IIR 필터의 오차는 적응 IIR 필터의 출력과 소요신호(desired signal) 사이의 차로써 정의된다. 출력오차 방법의 시스템 구성은 크게 미지 시스템과 적응 IIR 필터로 구성된다. 여기서 $d(n)$ 은 소요신호(desired signal)로 미지시스템의 출력신호와 잡음의 합으로 표현되며 $y(n)$ 은 적응 IIR 필터의 예측된 출력신호이다. 적응 IIR 필터의 출력은 다음과 같이 순환형 차등 방정식으로 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} y &= \sum_{i=0}^N a_i(n-1)y(n-i) + \sum_{i=0}^M b_i(n-1)x(n-i) \\ &= \theta(n-1)^T \phi_{do}(n) \end{aligned} \quad (5)$$

여기서 $\{a_i(\cdot)\}$ 과 $\{b_i(\cdot)\}$ 는 적응 IIR 필터의 필터계수이며 식 (5)에서 계수와 정보 벡터는 다음과 같이 정의된다.

$$\begin{aligned} \theta(n-1) &= [a_1(n-1), \dots, \\ & a_N(n-1), b_0(n-1) \cdots b_M(n-1)] \end{aligned} \quad (6)$$

$$\phi_{do}(n) = [y(n-1), \dots, y(n-M), x(n) \cdots x(n-M)]^T \quad (7)$$

이 출력오차 방법은 분모, 분자항의 차수는 일반적인 감쇄가 없다는 것으로 가정하였다. 예측된 출력 오차 $e_{oe}(n)$ 는 다음과 같다.

$$e_{oe}(n) = d(n) - y(n) \quad (8)$$

여기서 $y(n)$ 는 현재 추정된 출력이고 $d(n)$ 은 미지 시스템의 출력이다. 출력오차 $E_{oe}(z)$ 의 z 변환은 다음과 같이 표현된다.

$$E_{oe}(z) = X(z) \left[H(z) - \frac{B(z)}{1-A(z)} \right] \quad (9)$$

여기서 $H(z)$ 은 <그림 2>의 미지 시스템에 대한 전달 함수이다. 그리고 $X(z)$ 은 입력신호 $X(n)$ 의 z 변환이다. 출력오차 방법에 의하여 적응 IIR 필터의 LMS 알고리즘은 기본형으로 식 (10)과 같이 쓸 수 있다. 여기서 이 계수갱신 식은 적응 FIR 필터에서 LMS 알고리즘과 같지 않음을 주의하라.

$$\theta(n) = \theta(n-1) + \mu(n) e(n) \phi_o(n) \quad (10)$$

여기서 $\mu(n)$ 는 적응이득상수이며, $e(n)$ 와 $\phi_o(n)$ 는 출력오차와 정보벡터이다.

다음으로 출력오차 방법에 기초한 식 (10)의 LMS형 적응 IIR 필터의 특성에 대하여 기술하였다. LMS형 적응 IIR 필터 알고리즘은 자승예측오차 $e^2(n)$ 을 최소화 하는데 기초한 것이다. 이 알고리즘의 경사벡터는 다음과 같이 구할 수 있다.

$$\begin{aligned} \nabla(n) &= \frac{\partial e(n)^2}{\partial \theta(n-1)} = 2e(n) \frac{\partial e(n)}{\partial \theta(n-1)} \\ &= -2e(n) \frac{\partial y(n)}{\partial \theta(n-1)} \end{aligned} \quad (11)$$

LMS형 적응 IIR 필터에 대한 경사 벡터 $\phi_o(n)$ 는 식 (11)로 부터 얻어진다.

$$\begin{aligned} \phi_o(n) &= \frac{\partial y(n)}{\partial \theta(n-1)} \\ &= \left[\frac{\partial y(n)}{\partial a_1(n-1)}, \dots, \frac{\partial y(n)}{\partial a_M(n-1)}, \frac{\partial y(n)}{\partial b_0(n-1)}, \dots, \frac{\partial y(n)}{\partial b_M(n-1)} \right]^T \end{aligned} \quad (12)$$

식 (12)에서 보여주는 것과 같이 이 정보 벡터를 구

하기 위해서는 과도한 계산량이 요구된다. 따라서 이러한 문제를 해결하기 위해서 정보벡터를 계산하는데 근사 해석에 의존하는 몇몇 LMS형 알고리즘들이 소개되어왔다. LMS형 적응 IIR 필터에서 대표적인 알고리즘에는 반복경사(recursive gradient) 알고리즘^[8]과 SHARF 알고리즘^[9] 그리고 S-McBride 알고리즘^[10] 등이 있다. 여기서 대표적인 LMS형 적응 알고리즘을 기술하면 다음과 같다.

1. 반복경사(Recursive Gradient) 알고리즘

반복경사 알고리즘은 입력신호와 예측된 신호에 대해서 전치필터를 사용함으로써 정보벡터를 근사적으로 해결할 수 있다. 이 알고리즘에서 계수벡터 $\theta(n)$ 은 다음과 같이 갱신한다

$$\theta(n) = \theta(n-1) + \mu e(n) \phi_f(n) \quad (13)$$

여기서 μ 는 고정 적응 이득상수이고 $\phi_f(n)$ 는 정보벡터의 필터된 출력이다.

$$\phi_f(n) = [y_f(n-1), \dots, y_f(n-M), x_f(n), \dots, x_f(n-M)]^T \quad (14)$$

여기서 $y_f(n)$ 와 $x_f(n)$ 는 $1/A(z)$ 의 all-pole 필터의 특성을 갖는 전치필터의 출력이다.

$$y_f(n) = y(n) + \sum_{i=1}^M a_i(n-1)y_f(n-i) \quad (15a)$$

$$x_f(n) = x(n) + \sum_{i=1}^M a_i(n-1)x_f(n-i) \quad (15b)$$

2. SHARF(Simple Hyperstable Adaptive Filter) 알고리즘

SHARF 알고리즘의 계수 갱신은 다음과 같으며 이 알고리즘에서 계수벡터 $\theta(n)$ 은 다음과 같이 갱신한다

$$\theta(n) = \theta(n-1) + \mu v(n) \phi_s(n) \quad (16)$$

$$\phi_s(n) = [d(n-1), \dots, d(n-N), x(n), \dots, x(n-M)]^T \quad (17)$$

$$v(n) = e(n) + \sum_{i=1}^N c_i e(n-i) \quad (18)$$

여기서 μ 는 작은 양의 상수이고, SHARF 알고리즘은 다음의 SPR(strictly positive real) 조건을 만족하여야 한다.

$$Re\left(\frac{1+c_1z^{-1}+\dots+c_Nz^{-N}}{1+a_1z^{-1}+\dots+a_Nz^{-N}}\right)_{|z|=1} > 0 \quad (19)$$

만약, 이 조건을 만족한다면 SHARF 알고리즘은 수렴속도의 우수성을 보여줄 수 있을 것이다. 그러나 이 조건은 모델링되는 시스템의 극점의 실제 값을 요구하기 때문에 실제 응용에서는 사용할 수 없다는 단점이 있다.

3. Steiglitz-McBride 알고리즘

S-McBride의 알고리즘은 입력신호와 소요신호를 전치필터 함으로써 정보벡터를 근사적으로 구할 수 있다. 이 알고리즘에서 계수벡터 $\theta(n)$ 은 다음과 같이 갱신한다

$$\theta(n) = \theta(n-1) + \mu e(n) \phi_m(n) \quad (20)$$

여기서 μ 는 고정 적응 이득이고 $\phi_m(n)$ 는 정보벡터의 필터링된 출력이다.

$$\phi_m(n) = [d_m(n-1), \dots, d_m(n-N), x_m(n), \dots, x_m(n-M)]^T \quad (21)$$

여기서 $d_m(n)$ 와 $x_m(n)$ 는 소요신호와 입력신호의 전치 필터링한 출력이다. 식 (21)는 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$d_m(n) = d(n) + \sum_{i=1}^N a_i(n-1)d_m(n-1) \quad (22a)$$

$$x_m(n) = x(n) + \sum_{i=1}^N a_i(n-1)x_m(n-1) \quad (22b)$$

2.3 퍼지 적응 IIR 필터

기존의 LMS 알고리즘은 반복경사, S-McBride 알고리즘은 전치 필터를 사용하여 수렴성을 보장하는 방법이며 SHARF 알고리즘은 안정기를 설계하여 그 수렴성을 보장하는 방법이다. 직접형의 IIR 필터에 퍼지 전치 필터를 이용하여 IIR 필터의 성능을 개선하고자 한다. 먼저 퍼지 전치 필터의 설계 방법과 특성을 설명하면 다음과 같다. 퍼지 IIR 필터는 기존의 적응 IIR 필터보다 구현이 쉽고 계산량이 적다는 이유에서 많이 사용되어지고 있으며 DSP로 구현되어 왔다^[9]. 이 퍼지 IIR 필터에 대한 구조는 <그림 1>과 같이 표현된다.

퍼지 IIR 필터에 사용되는 퍼지 추론 시스템은 Sugeno에 의해서 제안된 추론형을 사용하였으며 이 퍼지 추론 시스템에 대한 구성은 <그림 2>와 같이 나타

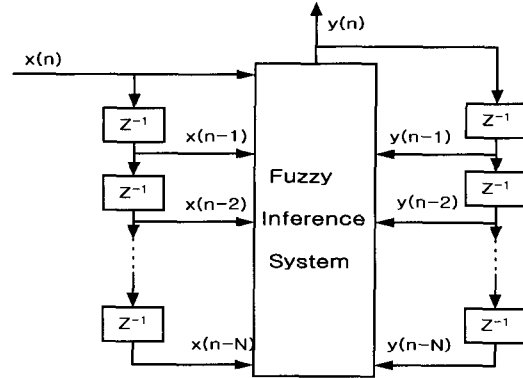


그림 1. 퍼지 IIR필터의 구조
Fig. 1. Structure of fuzzy IIR filter.

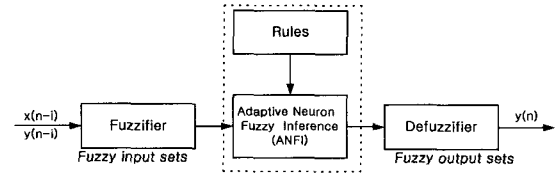


그림 2. Sugeno형의 퍼지 추론 시스템(SFIS)
Fig. 2. Sugeno-type Fuzzy Inference System(SFIS).

낼 수 있으며 퍼지 추론은 적응 뉴론-퍼지 추론방법을 사용하였다. 이 적응 뉴론-퍼지 추론(ANFI) 시스템은 입력과 출력 수치 데이터를 이용하여 소속함수와 추론 규칙을 학습을 통하여 생성할 수 있는 장점이 있다.

일단 규칙이 설정되면 퍼지 시스템은 입력을 출력으로 대응시키고 이 대응은 $y=f(x)$ 로 표현된다. 퍼지 소속함수와 규칙은 수치 데이터로부터 추론 시스템을 만들게 된다. 추론규칙은 일반적으로 IF-THEN으로 표현되는 명제들의 집합이다. 퍼지 IIR 필터의 변수는 입력 신호 $x(n)$ 과 출력신호 $y(n)$ 이 될 수 있으며 퍼지 FIR 필터는 $x(n)$ 을 입력으로 한다. 다음은 퍼지 IIR 필터에서 생성된 규칙의 예를 나타낸 것이다. 퍼지 IIR 필터의 경우에 다음 같은 i 번째 규칙을 생성한다.

IF $x(n)$ is A_{0i} and $x(n-1)$ is A_{1i} and \dots and $x(n-N)$ is A_{ni} , and $y(n-1)$ is B_{1i} and \dots and $y(n-N)$ is B_{mi} m, then $y_i(n) = y_o^1$

또한, all-pole을 갖는 퍼지 IIR 필터의 경우에는 다음과 같이 규칙을 생성한다.

IF $y(n-1)$ is B_{0i} and $y(n-2)$ is B_{1i} and \dots and $y(n-N)$ is B_{ni} , then $y_i(n) = y_o^1 \quad (23)$

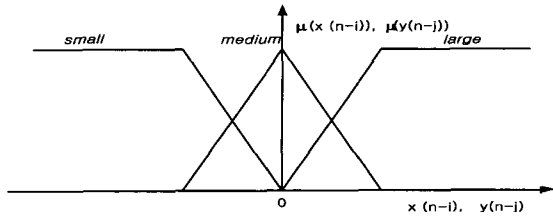


그림 3. 퍼지 집합과 소속함수
Fig. 3. Fuzzy sets and relative membership functions.

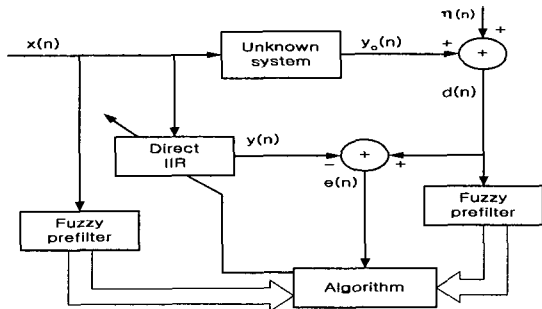


그림 4. 퍼지 전치필터를 사용한 적응 IIR 필터
Fig. 4. Adaptive IIR filter using fuzzy prefilter.

여기서, x 는 입력 변수, y 는 출력되는 신호에 대한 제한된 신호의 입력변수이다. 그리고 $y_i(n)$ 는 출력변수이다. A_{mi}, B_{mi} 는 소속함수를 나타내며 <그림 3>과 같은 소속함수를 사용하였다.

주어진 입력 $x(n-i)$ 과 $y(n-j)$ 에 대한 출력 $y(n)$ 를 결정하기 위해서 다음과 같은 디퍼지화(defuzzification)방법을 사용한다. 먼저 입력 $x(n-i)$ 과 $y(n-j)$ 에 대해서 그 입력에 해당하는 출력의 합성은 max-min합성 방법을 사용하였으며 출력을 결정하기 위해서 다음과 같이 무게 중심법(CGM)에 의한 디퍼지화 방법을 사용하였다. 이 디퍼지화 값 $y(k)$ 은 다음과 같이 구할 수 있다.

$$y(n) = \frac{\sum_{i=1}^M \mu(R_i(n)) y_0^i}{\sum_{i=1}^M \mu(R_i(n))} \quad (24)$$

여기서, $\mu(R_i(n)) = A_{0i}(u(n)) * \dots * B_{mi}(y(n-M))$ 이다. 퍼지 M 은 퍼지규칙의 갯수이고 y_0^i 는 출력영역 O^i 의 중심이다. $\mu(R_i(n))$ 는 추론규칙에 의한 max-min 연산한 결과이다. 퍼지 IIR 필터를 생성할 수 있는 규칙의 수는 모든 입력변수에서 소속함수의 수(number)에

대한 곱이다. 따라서 차수가 많아지면 규칙의 수가 급격하게 증가하게 된다. 퍼지 IIR 필터에서 퍼지 규칙은 기존의 직접형 IIR 구조의 입력과 출력 데이터를 가지고 신경회로망의 학습을 통하여 생성하게 된다. 이와 같이 제안된 방법은 pole-zero를 갖는 IIR 필터인데 만약 all-pole 필터라면 역시 앞에서 설명한 방법과 동일하게 설계할 수 있다. 이 장에서 all-pole을 갖는 퍼지 IIR 필터는 적응 IIR 필터에서 LMS형 알고리즘의 문제를 개선하는 방법으로 제안되었으며 이 제안된 알고리즘을 직접형에 적용하였다. 이 장에서는 all-pole 퍼지 IIR 필터를 퍼지 전치필터(fuzzy prefilter)라고 부르고자 한다. 직접형의 IIR 필터에서 위에서 언급된 것과 같이 퍼지 전치필터를 이용하여 LMS 알고리즘의 정보 벡터를 근사적으로 구 함으로써 안정적인 수렴을 할 수 있도록 하는데 <그림 4>와 같이 표현하였다.

이 퍼지 전치필터는 적응 IIR 필터의 $B(z)/A(z)$ 에서 $1/A(z)$ 의 응답 특성을 얻기 위해서 신경회로망으로 반복적인 학습을 통하여 추론규칙을 생성하게 된다. 이 학습된 결과를 가지고 max-min합성하여 디퍼지화한 값이 필터링의 결과가 된다. 기본적인 LMS형 적응 IIR 필터에서 퍼지 전치필터를 이용한 알고리즘의 갱신은 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$\theta(n) = \theta(n-1) + \mu e(n) \phi_{df}(n) \quad (25)$$

여기서 μ 는 고정 적응 이득상수이고 $\phi_{df}(n)$ 는 직접형에서 퍼지 전치필터의 출력으로 정보벡터이다.

$$\phi_{df}(n) = [d_f(n-1), \dots, d_f(n-N), x_f(n), \dots, x_f(n-M)]^T \quad (26)$$

여기서 $d_f(n)$ 와 $x_f(n)$ 는 소요신호와 입력신호에 대한 퍼지 전치필터한 출력으로 식 (27)와 같이 표현할 수 있다.

$$d_f(n) = d(n) + y_d(n) \quad (27a)$$

$$x_f(n) = x(n) + y_x(n) \quad (27b)$$

여기서 $d(n)$ 은 소요신호의 출력신호이며 $y_d(n)$ 는 소요신호의 퍼지 전치 필터링된 신호이다. 그리고 $x(n)$ 은 입력신호이며 $y_x(n)$ 는 입력신호의 퍼지 전치 필터링된 신호이다.

III. 모의 실험 및 고찰

격자형의 적응 IIR 필터는 시스템 식별에 대하여 Matlab 5.2 버전에서 모의실험을 하였는데 이 미지 시스템의 전달함수 $H(z)$ 은 식 (28)의 경우에 대하여 다음과 같이 계수를 결정하였다.

$$\text{case : } H_2(z) = \frac{0.015 + 0.462z^{-1} + 0.0462z^{-2} + 0.0154z^{-3}}{1 + 1.99z^{-1} - 1.572z^{-2} + 0.4583z^{-3}} \quad (28)$$

전달함수 $H(z)$ 의 경우에는 극점이 3개로 단위원 안에 존재하고 영점 2개는 단위원안의 2, 3사분면에 각각 하나씩 있으며 또 다른 하나는 단위 원밖에 존재하고 있다. 그리고 주파수 특성은 <그림 5>와 같이 저역통과 특성을 보이며 고주파 차단 특성이 날카롭다는 것을 보여주고 있다. 이 모의 실험에서 사용된 입력신호는 단위 분산과 평균이 0인 백색 잡음으로 하였다.

직접형의 출력오차 방법에서는 기존의 반복경사 알고리즘, SHARF 알고리즘, 제안한 알고리즘 그리고 S-McBride 알고리즘에 대해서 안정도와 극부 최소점에 대한 문제에 대하여 모의 실험하였다. 이 모의 실험에서 각 알고리즘의 필터의 차수는 2와 3이며 적응이득 μ 는 0.002인 경우에 대하여 모의 실험하였다. 여기서 적응이득을 작게 선택한 것은 수렴성보다 안정성을 고려하여 선택하였기 때문이다. 직접형 적응 IIR 필터에서 앞에서 언급된 기존 알고리즘과 제안한 퍼지 알고리즘의 초기 수렴속도는 <그림 6>에 나타내었으며 그림에서 알 수 있듯이 기존의 알고리즘보다 제안 알고리즘의 수렴속도가 우수함을 보였다. 기존 알고리즘 중

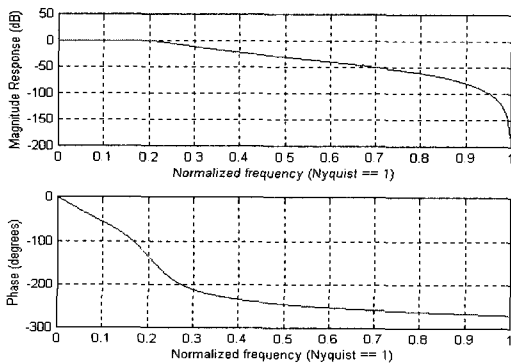


그림 5. 전달함수의 주파수와 위상특성
Fig. 5. Frequency and phase of transfer function.

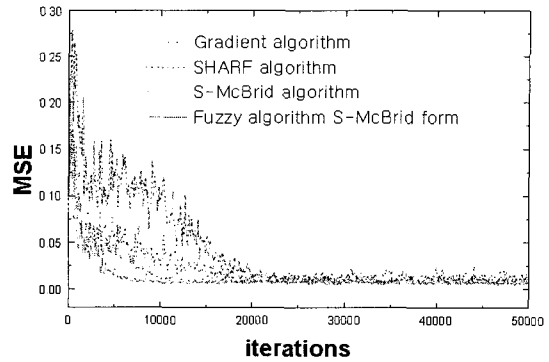


그림 6. 직접구조에서 각 알고리즘의 수렴속도
Fig. 6. Convergence rates of each algorithm in the direct form.

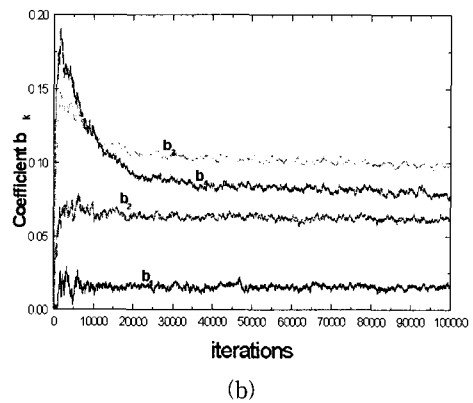
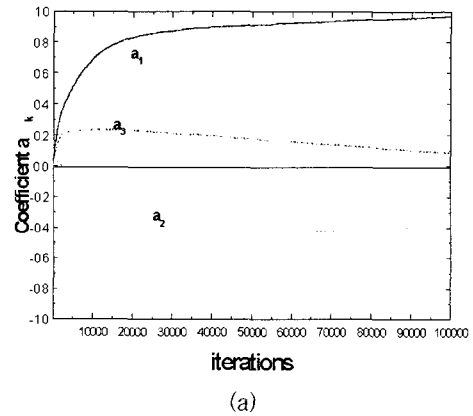


그림 7. 반복경사 알고리즘의 수렴속도 (a) a_k 계수와 (b) b_k 계수
Fig. 7. Coefficient curves of recursive gradient algorithm. (a) a_k coefficients and (b) b_k coefficients.

에서는 S-McBride 알고리즘이 우수하였고 SHARF 알고리즘은 SPR조건을 1로 하였을 때 수렴속도가 느림을

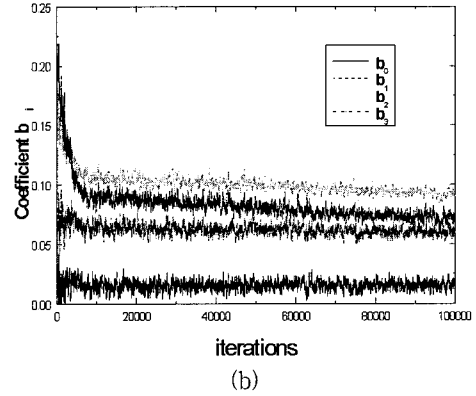
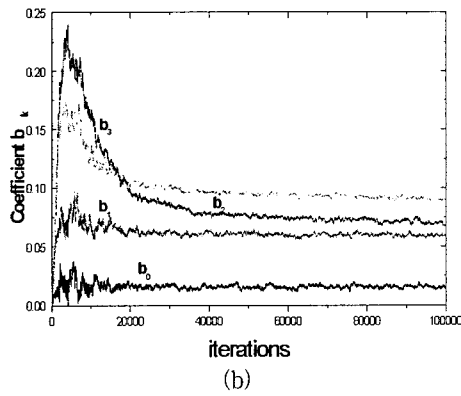
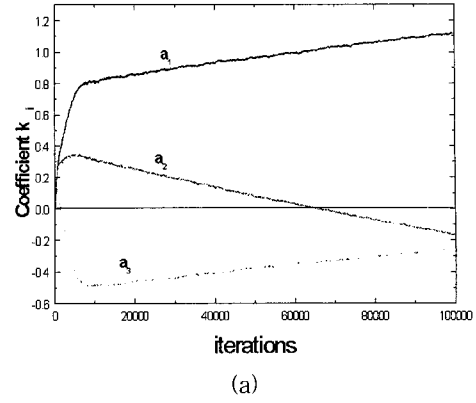
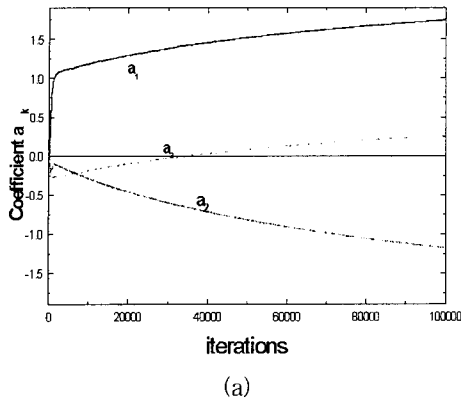


그림 8. SHARF 알고리즘의 수렴속도 (a) a_k 계수와 (b) b_k 계수

그림 9. FUZZY 알고리즘의 수렴속도(a) a_k 계수와 (b) b_k 계수

Fig. 8. Coefficient curves of SHARF algorithm. (a) a_k coefficients and (b) b_k coefficients.

Fig. 9. Coefficient curves of FUZZY algorithm. (a) a_k coefficients and (b) b_k coefficients.

알 수 있었다. 또한 이와 같은 실험 결과에서 <그림 7>은 위의 전달함수의 경우에서 반복경사 알고리즘의 각 계수 벡터에 대한 수렴성을 나타내었으며 <그림 8>은 SHARF 알고리즘의 a_m 과 b_m 의 계수벡터의 수렴성을 나타낸 것이다. 그리고 마지막으로 <그림 9>는 제안한 퍼지 전치필터에 의한 각 계수 벡터의 수렴성을 나타내었다.

이러한 문제를 해결하는 방법들이 제안되기도 하였다. 제안 알고리즘은 입력신호와 소요신호에 대하여 전치 필터링을 하여 계수갱신을 하였다. 여기서 초기 수렴속도 및 $a_i(n)$ 와 $b_i(n)$ 의 계수에 대하여 기존의 알고리즘보다 더 빠르고 정확하게 추정하고 있다는 것을 모의 실험으로 확인 할 수 있었다. 이 알고리즘의 문제는 격자 적응 IIR 필터의 계수로부터 직접형의 다항식 $A(z)$ 과 $B(z)$ 를 계산하기 위한 계산량이 많다는 것과 수렴속도는 느리지만 정확한 시스템의 계수를 추정하는 것으로 모의 실험결과 확인 할 수 있었다.

이와 같은 모의 실험 결과에서, 제안한 퍼지 전치필터를 이용한 LMS알고리즘이 계수벡터를 잘 추정하였으며 수렴속도에 있어서도 개선됨을 알 수 있었다.

이와 같은 결과에서 제안 알고리즘은 퍼지추론 시스템을 이용하여 필터 설계가 가능함을 보였으며 종속형 적응 IIR 필터의 출력오차방법에서 수렴속도 및 극부 최소점에 관한 문제를 해결할 수 있는 방안으로 이용될 수 있음을 보였다. 또한 이 퍼지 IIR 필터의 설계에서의 특징은 퍼지추론 시스템에서 퍼지규칙을 생성하

적용 IIR 필터의 직접형에서 정보 벡터를 근사 해석으로 최소점을 찾는 여러 방법 중에 LMS형 알고리즘이 있는데 이 알고리즘은 근사 해석으로 전치필터를 사용하며 초기 수렴속도에서 좋은 결과를 얻지 못하였다. 그리고 SHARF 알고리즘에서 SPR 조건을 만족하여야 한다는 것이 실제 구현에서 문제가 되고 있으며

기 위해서 신경회로망이 이용된다는 것이다. 그러나 이것은 매 반복할 때마다 학습하기는 너무 많은 학습 시간이 요구되므로 소속함수와 퍼지규칙을 생성하기 쉽고 간단하게 매 반복마다 구하는 방법과 신경회로망 칩 개발이 필요하다고 할 수 있다.

IV. 결 론

본 논문에서는 퍼지 추론을 이용하여 적응 IIR 필터에서 성능을 개선하는 방법을 제안하였으며 컴퓨터 모의 실험을 통하여 기존의 알고리즘과 제안된 알고리즘의 성능을 비교 검토하였다. 적응 IIR 필터에서는 퍼지 전치필터를 이용 LMS 알고리즘의 정보벡터를 근사적으로 해석하여 수렴성 및 극부 최소점에 대한 문제를 해결할 수 있음을 확인하였다. 퍼지 전치필터에서 퍼지 추론은 Sugeno에 의해서 제안된 방법인 뉴론-퍼지 추론 방법을 사용하였으며 이 시스템의 소속함수와 추론 규칙은 신경회로망에 의한 학습을 통하여 보다 정확하게 생성할 수 있었다. 제안한 알고리즘에 대한 모의실험 결과 직접형 적응 IIR필터에서는 반복경사법과 SHARF 그리고 S-Mcbride의 알고리즘에 비해 계수벡터 추정속도 및 임의계수 추정에서 보다 정확성을 보였다. 이와 같은 모의실험에 의해 제안한 퍼지 전치필터를 이용한 LMS 알고리즘이 신경망 학습에 의한 all-pole 특성을 잘 추정할 수 있었다는 것을 알 수 있었다.

참 고 문 헌

- [1] C. T. Sun, "Rule-base Structure Identification in an Adaptive Network Based Fuzzy Inference System," IEEE Trans. on fuzzy system, vol. 2, no. 1, pp. 64~73, FEB 1994.
- [2] petridis, V.G. kaburasos, "Fuzzy Lattice Neural Network(FLNN): A hybrid Model for Learning," IEEE Trans. on neural network, vol. 9, no. 5, pp. 877~890, SEPT. 1998.
- [3] J. S. R. Jang and C. T. Sun, "Neuro-Fuzzy Modeling and Control," IEEE Processing, vol. 83, no. 3, pp. 378~406, MAR. 1995.
- [4] Y. M. Park U. C. Moon and K.Y. Lee, "A Self-Organizing Fuzzy Logic Controller for Dynamic System using a Fuzzy Auto-Regressive Moving Average(FARMA) Model," IEEE Trans. on fuzzy system, vol. 3, no. 1, FEB. 1995.
- [5] S. K. Pal and Mitra, "Multilayer Perceptron, Fuzzy Sets, and Classification," IEEE Trans. Neural Network, vol. 3, no. 5, pp. 683~697, SEPT. 1992.
- [6] L. X. Wang and J. M. Mendel, "Generating Fuzzy Rules by Learning from Examples," IEEE Trans. Syst. Man, and Cybern., vol. 22, no. 6, pp. 1414~1427, Nov./Dec. 1992.
- [7] Bart and kosko, "Fuzzy Systems as Universal Approximators," IEEE Trans. Computers, vol. 43, vol. 11, pp. 1329~1333, NOV. 1994.
- [8] L. X. Wang and J. M. Mendel, "Fuzzy Basis Functions, Universal Approximation, and Orthogonal Least-Squares Learning," IEEE Trans. Neural Network, vol. 3, no. 5, pp. 807~814, SEPT. 1992.
- [9] D. G. Oh, J. Y. Choi, and C. W. Lee, "New Approach to Fuzzy Adaptive Equalizer," Electronics Letter, vol. 31, no. 15, pp. 1296~1270, JULY 1995.
- [10] P. Sarwal and M. D. Srinath, "A Fuzzy Logic System for Channel Equalization," IEEE Trans. Fuzzy System, vol. 3, no. 2, pp. 246~249, MAY 1995.
- [11] Jongwe, "Fuzzy based System Identification," Proc. of ICASSP'94, vol. 3, pp. 485~488, 1994.

저 자 소 개



柳 根 澤(正會員)

1991년 : 청주대학교 전자공학과 학사. 1993년 : 청주대학교 전자공학과 공학석사. 2001년 : 충북대학교 전자공학과 공학박사. 1996~현재 : 극동정보대학 전자통신과 조교수. <주관심분야 : 적응 신호처

리, 통신 시스템, 퍼지 시스템>



裴 鉉 憲(正會員)

1977년 : 한양대학교 전자공학과 학사. 1980년 : 서울대학교 전자공학과 공학석사. 1992년 : 서울대학교 전자공학과 공학박사. 1983~1987 : 관동대학교 전자공학과 조교수. 1994~1995 : Syracuse Univ.,

방문교수. 1987~현재 : 충북대학교 전자공학과 교수. <주관심분야 : 적응신호처리, 다차원 신호처리, 웨이브렛 변환의 신호처리 응용>