

퍼지 제어를 이용한 TDL-Lattice Joint 적응 필터의 설계

정회원 류근택*, 배현덕**

Design of the TDL-Lattice Joint Adaptive Filter Using Fuzzy Controller

Geun-Taek Ryu*, Hyen-Deok Bae** *Regular Members*

요 약

적용필터의 LMS 알고리즘에서 적응 이득상수의 결정은 적응 필터의 성능에 중요한 요소이다. 그리고 응용분야에서 구현에도 역시 중요한 것이다. 본 논문에서는 필터의 적응과정에서 입력과 출력변수에 대하여 결정한 퍼지 if-then 규칙을 사용하여 LMS 알고리즘의 적응이득을 조절하는 TDL-Lattice Joint 적응 필터에 대하여 설명하였다. 각 TDL-Lattice Joint 필터의 단에서, 적응 이득의 조절은 입력변수인 예측오차의 전력과 전단의 적응 이득상수로 하여 퍼지 추론한 출력으로 적응 이득을 조절하였다.

제안된 알고리즘은 장거리 통신 시스템의 반향제거기에 적용하였으며 시뮬레이션 결과 TDL-lattice joint 구조에서 기존의 LMS 알고리즘보다 제안 알고리즘이 수렴속도가 개선됨을 보였다.

ABSTRACT

In the LMS based adaptive filter, the choice of the adaptive gain is important to the adaptive algorithm performances. And the realization structure is also important dependent on application areas. This paper presents an TDL-lattice joint adaptive algorithm which adjusts the adaptive gain of LMS using fuzzy if-then rules determined by matching input and output variables during the adaptation procedure of the adaptive filter. In each TDL-lattice joint filter stage, the adaptive gain adjusts the adaptive gain as the output of the fuzzy inference which has two input variables-power of squared prediction error and one step previous adaptive gain. The proposed algorithm is applied to echo cancelling problem of long distance communication channel.

The simulation results showed that the convergence speed is improved and the ERLE of echo canceller is also enhanced by comparing with the conventional LMS of TDL-lattice Joint algorithm.

I. 서 론

적용 필터는 성능이 외부의 환경에 적응하도록 필터의 적응계수나 파라미터가 시간에 따라 변화하는 것을 말하며, 입력신호들의 통계적 특성을 정확하게 모를 경우 특히 유용하고, Winer filter에서와

같은 Matrix inversion이 불필요하여 실시간 처리를 가능케 해준다. 적용 필터는 Widrow 등에 의하여 LMS 알고리즘이 제안되면서부터 많은 응용분야에 응용되고 있다^{[1][2]}. 적용 필터는 미래의 신호와 과거의 신호의 선형결합으로 표시될 때 선형예측 필터라 한다. 선형예측 필터의 계수는 일반적으로 예측 오차를 최소화하는 방향으로 적응 시켜 얻는다. 이

* 극동정보대학 전자통신과(ryu777@telecom.kdc.ac.kr)

** 충북대학교 대학원 전자공학과(hdbae@cbucc.chungbuk.ac.kr)

논문번호 : 00013-0306, 접수일자 : 2000년 3월 6일

때 계수의 적용속도는 필터의 실현방법에 따라 크게 차이가 있다^[1]. 선형예측필터를 실현하는 방법에는 TDL(tapped delay line)형태의 FIR(finite impulse response)적용 필터를 사용하였다. 그런데 FIR 필터가 원하는 주파수특성을 갖게 하려면 그 차수가 상당히 높아야 하므로 FIR필터를 적용필터로 사용하려면 적용 시켜야 할 계수가 많아져서 계산량이 많아지고 근사화 방법에 따라 계산속도가 상당히 느리다는 단점이 있다^[2]. 이러한 문제를 해결하는 방법에는 격자형 필터를 사용하는 방법이 있다^[3]. 여기서, 격자필터는 입력신호에 대하여 직교화 과정을 수행하기 때문에 예측오차가 서로 직교화하며, 각 단이 반 결합(Decouple)되어 있어 각 단별로 계수의 최적화가 가능하다.

격자필터는 PARCOR계수(Partial correlation coefficient)^[4]라 불리는 반사계수에 의하여 필터의 계수 전달 함수가 결정되는 데, 이러한 계수를 구하는 방법에는 여러 가지가 있다. 일반적으로 블록처리와 순환 알고리즘 등이 있다. 블록처리 방법에는 입력신호를 블록으로 나누어 각 블록별로 독립된 계수를 구하며^[5], 순환 알고리즘은 입력신호 각각에 대하여 계수를 새롭게 하는 알고리즘으로 신호의 실시간 처리에 알맞다. 여기에서, 격자 필터 역시 반사계수를 순환적으로 구하는 알고리즘은 여러 가지가 있다. B. widrow등에 의하여 제시된 LMS 알고리즘은 적용 필터에 사용되는 대표적인 알고리즘이 되고 있다. 그러나 이 알고리즘은 계산량에서 상당히 유리하지만 적용이득의 크기에 따라 알고리즘의 수렴속도 및 안정성이 크게 영향을 받는 단점이 있다^[6]. 이러한 단점을 해결하기 위하여 전문가의 학습된 지식을 기반으로 수렴속도 및 안정도를 향상시키는 방법이 제안되었다^{[7][8]}.

본 논문에서는 퍼지제어기에 기초한 LMS알고리

즘으로 TDL-Lattice Joint구조의 적용필터를 설계하여 수렴속도 및 안정도를 개선하는 방법을 제안하였다. 기존 알고리즘은 적용이득상수에 따라서 수렴속도에 많은 영향을 받지만 제안된 알고리즘에서는 전문가의 지식을 기반으로 이득상수를 결정하기 때문에 수렴속도를 개선하고 안정도 향상하도록 하였다. 퍼지 시스템에서 입력변수는 수렴속도에 영향을 많이 줄 수 있는 예측오차의 전력과 적용 이득상수의 제환치로 하였다. 퍼지 데이터를 위한 소속함수는 삼각형 및 사다리꼴형 함수로 생성하였다. 그리고 추론규칙은 전문가의 지식을 기초하여 만약에 에러전력이 크고 전 적용 이득상수가 작은 경우에는 큰 이득상수로 결정하여 수렴속도를 향상 하였으며 에러전력이 작고 전 적용 이득상수가 작은 경우 적은 상수로 결정하도록 생성하였다. 그리고 퍼지추론에 의하여 만들어진 퍼지 집합은 무게중심법인 디퍼지화를 통하여 적용 이득상수로 결정하였다. 제안된 알고리즘은 TDL구조와 TDL-Lattice Joint구조의 예측기를 설계하여 컴퓨터 시뮬레이션으로 평가하였다.

II. 제안한 퍼지 LMS 알고리즘

TDL-Lattice Joint 필터 구조에서 퍼지 제어기를 이용한 LMS 알고리즘은 반사계수(reflections coefficient)와 가중치 벡터를 퍼지제어기를 이용하여 적용이득상수를 결정함으로써 빠르게 수렴하고자 한다. 우선 LMS 알고리즘의 수렴특성을 해석하기 위하여 먼저 LMS알고리즘을 유도하여 보자.

격자 적용 필터구조는 그림2.1과 같이 나타낼 수 있으며 Gram-Schmidt 직교화 과정에 의하여 다음과 같이 순환식을 얻을 수 있다. 이 식은 시간영역에서 다음과 같이 표현된다.

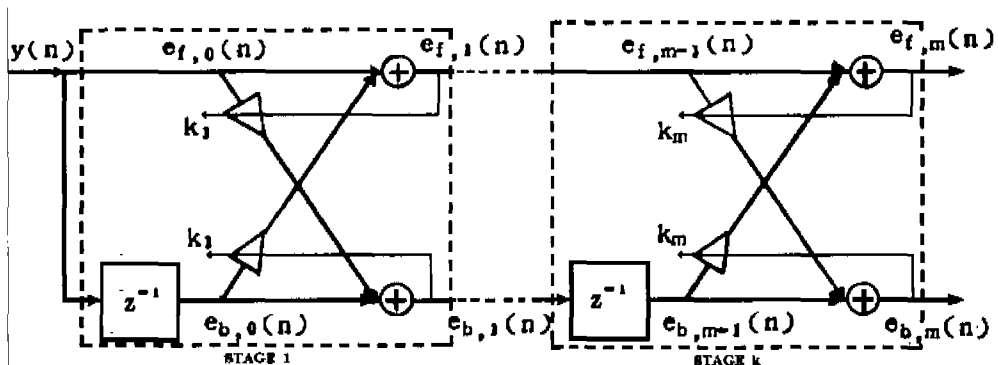


그림 1. 격자 적용 필터 구조도

$$e_{f,0} = e_{b,0} = y(n) \quad (1)$$

$$e_{f,m}(n) = e_{f,m-1}(n) + k_{b,m} e_{b,m-1}(n-1) \quad (2)$$

$$e_{b,m}(n) = e_{b,m-1}(n-1) + k_{f,m} e_{f,m-1}(n) \quad (3)$$

$$\hat{y}(n) = \sum_{m=0}^N v_m(n) e_{b,m}(n) \quad (4)$$

$$e(n) = d(n) - \hat{y}(n) \quad (5)$$

여기서, $x(n)$ 은 입력이며 $d(n)$ 은 primary signal이다. 그리고 $e_{f,m}$, $e_{b,m}$ 은 m 차 단에서 순방향 예측 오차(forward prediction error)와 역방향 예측오차(backward predictions error) 그리고 $\hat{y}(n)$ 은 TDL필터의 예측된출력이다. 또한 k_m 은 m 차 단에서 반사 계수 또는 PARCOR(Patial Correlation)계수라 한다. 그리고 $w_m(n)$ 은 TDL구조에서 가중치 벡터이다. TDL-Lattice Joint 구조에서 LMS 알고리즘에 의하여 반사계수와 가중치벡터는 다음과 같이 추가할 수 있다.

$$k_m(n+1) = k_m(n) + \mu [-\hat{\nabla}_m(n)] \quad (6)$$

여기서, μ 는 적응 이득상수다.

$$\hat{\nabla}_m(n) = \frac{\partial e_m^2(n)}{\partial k_m(n)} = 2[e_{f,m+1}(n)e_{b,m-1}(n-1) + e_{b,m}(n)e_{f,m-1}(n)]$$

또한 TDL구조에서 LMS알고리즘에 의하여 가중치 벡터는 다음같이 추가시킨다.

$$v_m(n+1) = v_m(n) + 2\mu e(n) b_m(n) \quad (7)$$

우리는 적응 이득상수(μ)를 퍼지 제어기에 의하여 결정함으로써 수렴속도를 향상 시키고자한다. 적응 알고리즘은 적응순간에서의 오차전력과 과거의 적응이득상수를 이용하여 현재의 적응 이득상수를 제어한다. 제안한 퍼지 제어기는 그림 2과 같다.

퍼지제어기의 입력변수인 TDL-Lattice Joint 구조에서 각각 오차전력과 적응 이득상수의 제곱값으로 하였다. 먼저 lattice 구조에서 각 단의 오차전력의 평균으로 식(8)와 같다.

$$ep_{f,m}(n) = \sum_{i=1}^2 e_{f,i,m}^2(n)/2 \quad (8)$$

또한 TDL구조에서 오차전력의 평균($ep(n)$)도 위 식과 같은 방법으로 얻는다. 그리고 퍼지 입력변수는 입력 신호의 전력에 따라 변화되기 때문에 오차전력의 평균에 대하여 정규화하였다^[7]. 그리고 또다 큰 입력인 제환 적응 상수는 다음과 같이 구할 수 있다.

$$\mu(n) = \mu(n-1), \quad n=1,2,3 \dots \infty \quad (9)$$

여기서 $\mu(0)$ 는 적응이득상수의 초기값으로 적당한 값을 선택한다.

제안한 퍼지 LMS알고리즘에서 퍼지제어기를 위한 소속함수 결정과 추론규칙생성 순서를 나타낸 그림이다.

입력변수에 따른 소속함수의 생성은 식(10)과 같이 삼각형 및 오각형 소속함수를 생성할 수 있다.

$$\mu_{A_i} = \begin{cases} 1 + (x - x_{1k}) / (b_k - a_k) & \text{만약 } a_k \leq x < x_{1k} \\ 1 + (x - x_{1k}) / (b_k - a_k) & \text{만약 } x_{1k} \leq x < b_k \\ 0 & \text{그렇지 않을 때} \end{cases} \quad (10)$$

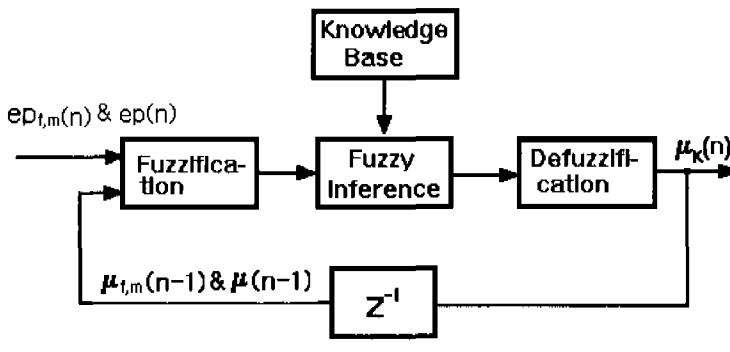


그림 2. 퍼지 LMS알고리즘에서 퍼지 제어기

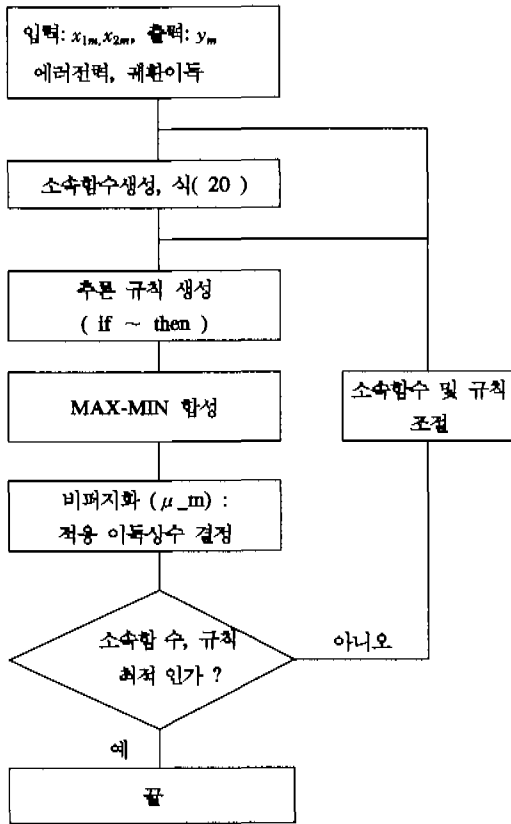


그림 3. 퍼지추론 시스템의 블록도

여기서, x_{1k}, x_{2k} 는 입력변수에 입력되는 값이며 k 는 소속함수의 번호이다. 또한 $[a_k, b_k]$ 는 소속함수의 범위로서 a_k 는 시작점 그리고 b_k 는 끝점을 나타낸다. 만약에 입력변수에 대하여 소속함수의 번호가 $k=2$ 이도 소속함수의 범위가 $[0.0, 1.0]$ 이고 소속함수의 입력값이 $x = x_{12}$ 이면 사다리꼴형으로 소속함수(A_1)를 생성할 수 있다. 그리고 이 소속함수의 언어적인 표현으로 "적다(Low)"라는 집합이름을 붙이게 된다. 추론규칙은 IF-THEN 방법을 이용하여 자승오차의 변화가 감소하는 방향일 때는 적용이득상수를 감소하도록 하였으며, 반대 일 경우는 증가하도록 하였다. 예를 들면,

만약 $x_1(n)$ 가 크고 $x_2(n)$ 는 증가하는 방향이라면 $\mu(n)$ 은 큰 값을 준다.

또한, 만약 $x_1(n)$ 가 크고 $x_2(n)$ 는 감소하는 방향이라면 $\mu(n)$ 은 작은 값을 준다.

퍼지추론은 퍼지규칙이 주어졌을 때, Max-Min추론이나 Max-Product추론을 사용할 경우 퍼지추론

결과는 입력과 퍼지규칙의 조건부와의 부 정합 정도에 의해서 결정되는데 다음 식(11)과 같이 표현할 수 있다.

$$w_m^k = \prod_{p=1}^p (A_p^k(x_p^0) \wedge A_p^k(x_p^1) \wedge \dots \wedge A_p^k(x_p^m)) \quad (11)$$

여기서 \wedge 는 AND(Min)연산자로 교집합을 의미한다. \prod 는 OR(Max) 연산자로서 합집합을 의미한다. 또한 여기서, p 는 추론규칙의 수이며, k 는 소속함수의 수를 의미한다. 비퍼지화(Defuzzification)과정은 조합된 퍼지집합으로부터 하나의 대표값을 결정하는 과정을 말하며, 식(12)의 무게중심방법을 사용하여 적용이득 상수로서 결정하고자 한다.

$$\mu_m(n) = \frac{\sum_{p=1}^N w_{m,p}^k \cdot y_{m,p}}{\sum_{p=1}^N w_{m,p}^k} \quad (12)$$

여기서 N 은 이산 퍼지항의 갯수이며, w_m^k 는 Max-Min합성 결과이고 $y_{m,p}$ 는 p 번째 퍼지항의 단일 무게중심값이다. 격자형태에서 제안한 퍼지 LMS알고리즘은 식(13)와 같이 표현할 수 있다.

$$k_m(n+1) = k_m(n) + (1-\lambda)\mu_m(n)[- \nabla_m(n)] \quad (13)$$

여기서, μ_m 은 는 적용 이득상수이며 λ 는 0.9로 하였다. 그리고 $\nabla_m(n)$ 은 다음과 같이 얻을 수 있다.

$$\nabla_m(n) = 2[e_{f,m+1}(n)e_{b,m-1}(n-1) + e_{b,m}(n)e_{f,m-1}(n)]$$

그리고 lattice구조의 각 stage에서 적용이득상수의 최대치는 다음식에 의하여 구할 수 있다.

$$0 < \mu_m < \frac{1}{ep_{b,m}} \quad (14)$$

여기서 $ep_{b,m}$ 은 각 stage의 예측오차의 전력이다. 또한 TDL구조에서 제안한 퍼지LMS 알고리즘에 의하여 기중치 벡터는다음같이 추가시킨다.

$$v_m(n+1) = v_m(n) + 2(1-\lambda)\mu(n) e(n) b_m(n) \quad (15)$$

IV. 시뮬레이션 및 고찰

본 논문에서 제안한 퍼지 LMS(Fuzzy LMS) 알

고리들은 TDL 형태와 TDL-lattice joint 구조의 적응 필터를 설계하고 이 적응 필터를 반향제거기에 적용하였다. TDL 구조와 TDL-lattice Joint 구조로 설계된 필터의 차수는 128차로 설계하였다. 입력신호는 백색 가우시안 분포를 갖는 신호를 이용하였다. 제안한 퍼지 LMS 알고리즘은 앞 절에서 제시한 방법에 따라 소속함수와 규칙을 생성하고 추론시스템을 실현하였다. 그리고 이 필터의 성능 평가하고자 기존의 widrow LMS 과 알고리즘으로 구성된 TDL와 TDL-Lattice Joint 적응 필터를 설계하여 수렴속도를 비교하였다. 그리고 이 제안한 알고리즘을 반향제거기에 적용하여 성능을 ERLE로 평가하고자 한다.

1. 제안한 퍼지 알고리즘 설계

제안한 퍼지 제어기의 입력변수는 자송오차와 자송오차의 변화량으로 하였고 추론규칙은 IF-TH EN 방법을 이용하여 24개를 생성하였다. 소속함수와 추론규칙의 관계는 MAX_MIN 합성방법으로 연산하였다. 자송오차의 입력변수에 대한 소속함수는 그림4와 같이 나타내었다. 여기서 각 속함수에 대하여 다음과 같이 정의한다. VL(Very Low), LOW, MED(Medium), HIGH, VH(Very High)이며, 제한 적응이득상수에 대한 소속함수 역시 VL(Very Low), LOW, MED(Medium), HIGH, VH(Very High)라 하였다.

퍼지 적응 LMS 알고리즘에서 적응이득 상수를 결정하는 표1과 같이 진리표로 나타내었다.

위와 같이 설계한 퍼지 LMS 알고리즘과 기존의 LMS 알고리즘을 TDL 구조와 TDL-Lattice Joint 구조의 적응 필터를 설계하였다. 기존의 LMS 알고리즘의 이득상수(μ)가 0.01이고 제안된 퍼지 알고리즘

표 1. 제안 알고리즘에서 생성한 진리표

입력변수 1 \ 입력변수 2		Normalized Power				
		VLOW	LOW	MED	HIGH	VHIGH
Feed back Gain	VLOW	LOW	LOW	MED	MED	HIGH
	LOW	LOW	LOW	MED	HIGH	HIGH
	MED	LOW	LOW	MED	HIGH	HIGH
	HIGH	LOW	MED	MED	HIGH	HIGH
	VHIGH	LOW	MED	MED	HIGH	HIGH

에서 적응이득상수의 초지값(μ_0)이 0.01일 때 시물레이션이며 그리고 기존의 LMS 알고리즘과 제안한 퍼지 LMS 알고리즘으로 설계한 TDL과 TDL-Lattice Joint 적응 필터를 예측기에 대하여 시물레이션한 결과는 그림5와 같다. 그리고 TDL-Lattice Joint 적응 필터에 대한 LMS, nLMS 그리고 제안 알고리즘의 수렴속도는 그림6과 같다.

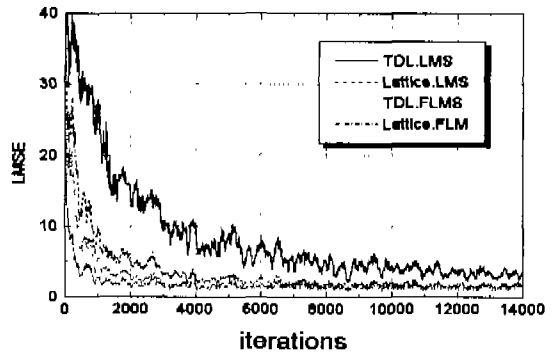


그림 5. TDL 구조와 TDL-Lattice joint 구조에서 수렴속도 비교

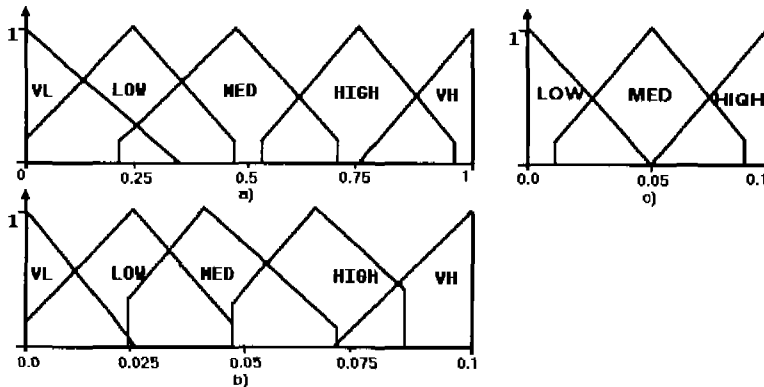


그림 4. 각 입력변수의 소속함수 a) 정규화된 에러전력 b) 제한 적응이득상수 c) 적응이득상수

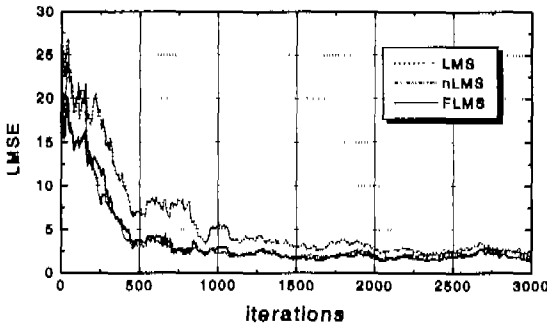


그림 6. TDL-Lattice Joint 구조에서 각 적응알고리즘의 수렴곡선

2. 제안 알고리즘에 의한 반향제거기 설계

제한한 퍼지 제어기를 이용한 LMS 적응 반향제거기와 동시통화검출기는 그림 5와 같이 모델링 하였으며 컴퓨터 시뮬레이션으로 성능을 평가하였다. 평가방법은 ITU-T 권고안 G-165에 근거하였으며 반향제거기는 하이브리드 시스템과 적응필터 그리고 동시통화검출로 구성된다.

설계한 반향제거기의 입력신호는 샘플신호로 300~3400[Hz]의 대역제한된 백색잡음을 사용하였다. 하이브리드에 의한 반향경로의 임펄스응답은 그림 6과 같은 형태로 6 [dB]의 감쇄를 갖는다고 가정하

였다. 이 때, 임펄스응답의 순수지연 부분은 [10ms], 난반사 부분은 5[ms]정도로 지정하였다. 난반사 부분은 지수함수와 사인함수의 곱으로 식(15)과 같이 표현된다.

$$H(n) = \exp(\text{grad} \times n) \times \sin(2\pi \times N \times n/b) \quad (15)$$

여기서, grad = -5.0/b, b는 난반사 부분의 길이이다.

반향제거기의 성능은 반향신호 대 잔여에러 신호비인 ERLE (Echo Return Loss Enhancement)로 평가되며 식(16)과 같이 정의된다.

$$ERLE(n)[dB] = 10 \log_{10} \left\{ \frac{\sum_{j=0}^{N-1} s^2(n-j)}{\sum_{j=0}^{N-1} e^2(n-j)} \right\} \quad (16)$$

반향제거기에서 제안한 퍼지알고리즘들의 평가는 두가지 측면에서 평가하였는데, 첫번째는 초기 수렴성 테스트로서 ITU-T 권고사항은 500[ms] 안에 ERLE가 최소한 21[dB] 이상 나와야 한다. 따라서 500[ms]에 해당하는 4000샘플위치에서 ERLE 값을 측정하였다. 두 번째 측면은 정상상태의 수렴성 테스트로서 수렴이 안정된 정상상태에 도달하였을

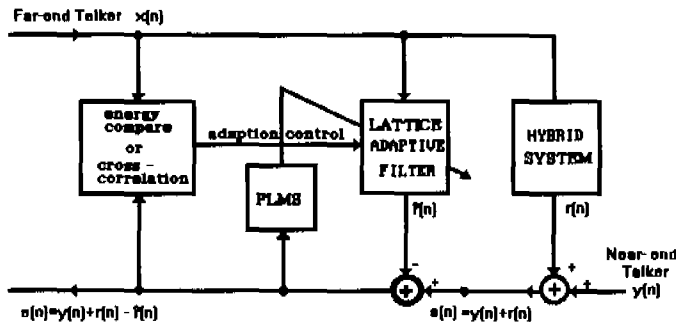


그림 7. 반향제거기에서 동시통화 검출기.

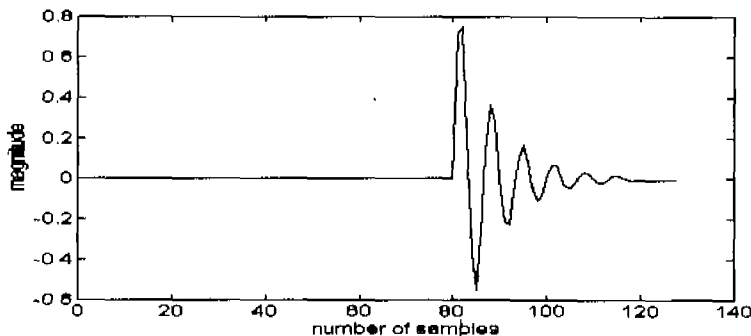


그림 8. 하이브리드 임펄스 함수

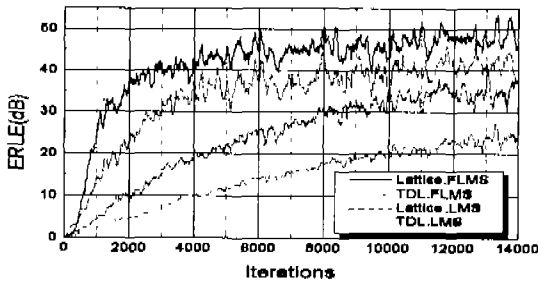


그림 9. FLMS와 기존 LMS의 정상상태와 초기수렴에서 ERLE비교

때의 시간을 1초 정도로 보고 8000샘플 위치에서 ERLE 값을 측정하였다. 이 테스트의 ITU-T 권고사항 역시 최소한 21[dB] 이상 감소하는 것이다.

위 실험에서 TDL-Lattice Joint 구조에서 LMS 알고리즘과 퍼지 LMS를 시뮬레이션 결과 제안 알고리즘이 수렴속도에서 빠름을 보여주고 있다. 여기서 적응이득상수가 클 수록 수렴속도가 빠름을 알 수 있으며, LMS 알고리즘에 있어서도 적응이득상수(μ)에 따라서 수렴속도가 많은 차이가 있음을 알 수 있었으며, 퍼지 LMS 알고리즘에서는 적응이득상수의 초기값은 수렴속도에 영향주지 못함을 알 수 있다. 따라서 제안 시스템의 수렴속도 향상은 에러 전력에 따라 정확한 적응이득상수 결정이 속도를 향상시킬 수 있다. 표 1은 격자필터에서 LMS, 퍼지 LMS 알고리즘의 샘플당 메모리량과 계산량을 나타낸 것이다. 퍼지 LMS 알고리즘에서 P는 소속함수에 대한 추론규칙의 수로 2개의 입력변수에 대하여 소속함수가 5개 이라면 25개의 규칙수가 된다. 따라서 메모리량과 계산량을 계산할 수 있으며, 퍼지 추론에서 계산량은 퍼지화에서 결정되는데 2P의 곱셈과 2P의 덧셈이 필요하다. 그리고 메모리 용량은 PI 만큼 필요로 한다^[10]. 여기서 P는 퍼지 규칙의 수를 나타내며 I는 입력변수의 수이다.

표 2. 각 알고리즘에 대한 메모리량과 계산량

알고리즘 및 구조		LMS		Fuzzy LMS	
		TDL	TDL-Lattice Joint	TDL	TDL-Lattice Joint
메모리 및 계산량					
메모리 량		2M	5M-2	2M+PI	5M+PI-2
계산 량	곱셈	2M+4	15M-9	2(M+P)+4	15M+2P-9
	나눗셈	1	2(M-1)	2	2M

IV. 결론

본 논문에서는 퍼지 이론을 이용하여 TDL 구조와 TDL-Lattice Joint 구조에서 적응 필터의 수렴속도를 향상시키는 방법을 제안하였다. 제안된 퍼지 LMS 알고리즘은 반사계수를 순환적으로 구하는 대표적인 알고리즘인 LMS 알고리즘에 퍼지 이론과 전문가 지식을 기초로 하여 적응이득상수를 순환적으로 변화시켜 수렴속도를 향상시키도록 하였다. 퍼지 시스템에서 각 입력변수에 소속함수와 추론규칙은 시스템 설계자가 수렴속도 및 계산량 그리고 메모리가 최적이 되도록 반복적으로 학습하여 생성하였다. Widrow의 LMS 알고리즘이 경사추정 방법이므로 초기 적응이득상수에 많은 영향을 받는다. 제안한 알고리즘은 적응이득상수의 초기값에 따라 수렴속도에 많은 영향을 받지 않았다. 제안한 퍼지 LMS 알고리즘은 입력변수인 에러전력과 적응이득상수의 캐환치에 의한 수렴속도를 향상하는데 주요한 파라미터로 동작함을 알 수 있다.

제안한 퍼지 적응 LMS 알고리즘은 Widrow의 LMS 알고리즘의 단점인 수렴속도를 개선할 수 있었으며 초기 수렴상태와 정상상태의 반향 제거율이 좋은 결과를 보였다.

참고 문헌

- [1] B. Widrow, J. M. McCool, M. G. Larimore, and C. R. Johnson Jr., "Stationary and learning characteristics of the LMS adaptive filter," Proc. IEEE, vol. 64, no. 8, pp. 1151-1162, Aug. 1976.
- [2] L. J. Griffiths, "An adaptive lattice structure for noise cancelling applications," Proc. of ICASSP'78, vol. 1, IEEE, pp. 87-90, Apr., 1978.
- [3] B. Friedlander, "Lattice filters for adaptive processing," Proc. IEEE, vol. 70, no. 8, pp. 829-868, Aug., 1982.
- [4] S. Haykin, Adaptive Filter Theory, Prentice-Hall Englewood Cliffs, N., J. 1996.
- [5] Zoran Fejzo and Hanoch Lev-Ari, "Adaptive Laguerre-Lattice Filters," IEEE Trans. on signal processing, vol. 45, no. 12, pp. 3006-3016, December, 1997.
- [6] Kay_Cheung Chew, et. "Tracking Model of an

Adaptive Lattice Filter for a Linear Chirp FM Signal in Noise," IEEE Trans. on Signal Processing vol. 42, no. 8, pp.1939-1951, Aug. 1994.

[7] Jongwe, "Fuzzy based System Identification," Proc. of ICASSP'94, vol. 3, pp485-488, 1994.

[8] Geun-Taek Ryu, and Hyeon-Deok Bae, "Convergence Improvement of Adaptive whith Fuzzy Based Adaptive Gain," Journal of Circuit, System, and Computer, Vol. 9, Nos.1&2, pp.125-132, April, 1999

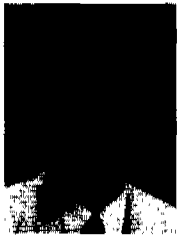
[9] L. X. Wnag. Adaptive Fuzzy systems and Control Prentice-Hall, Englewood Cliffs, N., J. 1994.

[10] L. X. wang, M.Mendal, "Fuzzy Adaptive Non-linear Channel Equalization," IEEE trans.on Fuzzy System, vol.1 no.3, pp.161-170, Aug. 1993.

[11] F. Beritelli, S. Casale and M. Russo, "A Fuzzy System for Tone Detection Application," Information Sciences vol. 111, no. 1-4, pp. 207-221, 1998.

류 근 택(Geun-Taek Ryu)

정회원



1991년 2월 : 청주대학교 전자공학과 졸업(학사)

1993년 2월 : 동 대학원 전자공학과 졸업(공학석사)

1996년 2월 : 충북대학교 전자공학과 박사과정수료

1996년~현재 : 극동정보대학 전자통신과 조교수
<주관심 분야> 적응 신호처리, Fuzzy이론, 통신 시스템.

배 현 덕(Hyen-Deok Bae)

정회원

1977년 : 한양대학교 전자공학과 졸업(학사)

1980년 : 서울대학교 대학원 전자공학과 졸업
(공학석사)

1992년 : 서울대학교 대학원 전자공학과 졸업
(공학박사)

현재 : 충북대학교 전자공학과 교수.

<주관심 분야> 적응신호처리