

# 임펄스 잡음하에서의 LMAD 블라인드 적응 등화 알고리즘의 수렴 특성

## Convergence Characteristics of LMAD Blind Adaptive Equalization Algorithms in Impulsive Noise Environment

윤 태 성\*, 변 윤 식\*\*  
(Tae Sung Yoon\*, Youn Shik Byun\*\*)

### 요 약

본 연구에서는 임펄스 잡음 환경 하에서, 대표적인 Bussgang계열의 블라인드 등화 알고리즘인 LMS-Sato 및 LMS-CMA 블라인드 등화 알고리즘의 수렴특성을 컴퓨터 모의 실험을 통하여 살펴보았다. LMAD-Sato 및 LMAD-CMA 블라인드 등화 알고리즘을 유도하고, 동일한 조건하에서 그 수렴특성을 살펴보았다. 16-QAM 데이터에 대한 실험 결과 임펄스 잡음 환경 하에서 LMAD 형태의 블라인드 등화 알고리즘이 LMS 형태의 블라인드 등화 알고리즘 보다 안정적인 수렴특성을 보여 주었다. 또한, normalized 형태의 LMAD-Sato 및 CMA 블라인드 등화 알고리즘을 제안하였으며, 실험 결과 이들 알고리즘들이 임펄스 잡음 환경에서 LMAD 형태의 알고리즘 보다 더 우수한 수렴 특성을 보여 주었다.

### ABSTRACT

In this study, we derived LMAD-Sato and LMAD-CMA blind equalization algorithms for complex data. And then, we investigated the convergence characteristics of LMAD-Sato and LMAD-CMA algorithms, including the conventional LMS-Sato and LMS-CMA algorithms, under additive impulsive noise environment. In simulation with 16-QAM data, the LMAD type algorithms showed more robustness than the LMS type algorithms of the convergence characteristics for impulsive noise. We also proposed a normalized LMAD-Sato and a normalized LMAD-CMA blind equalization algorithms. Simulation results showed that the normalized type algorithms have better convergence characteristics for the additive impulsive noise than the LMAD-Sato and the LMAD-CMA algorithms.

### I. 서 론

디지털 통신시스템에서 시스템의 성능을 저하시키는 가장 큰 요소는 통신채널의 선형적 왜곡에 기인하는 ISI (Inter-Symbol-Interference)이다. 전송된 데이터를 오류없이 복원해 내기 위해서는, 수신측에서 채널의 왜곡을 보상하여 이러한 ISI를 가능한 줄여주는 것이 필요한데 이 역할을 수행하는 구성요소가 적응 등화기이다. 이때 효율적인 데이터 전송을 위해서는 송신측과 수신측 사이에 미리 약속된 훈련열이 없이 수신된 신호로부터 송신신호를 복원해 내는 블라인드 적응 등화 기법이 요구된다. 많은 적응 블라인드 등화 알고리즘들 중에서 Bussgang계열의 알고리즘은 비교적 간단하고 성능이 우수하여 실용적으로 널리 사용되고 있다. Bussgang계열의 알고리즘들은 기본적으로 LMS(Least Mean Squares) 적응 필터링 형태의 알고리즘을 사용한다.[3]

한편, LMS 알고리즘은 Gaussian잡음 환경하에서 수렴 특성이 우수하나, 임펄스 잡음(impulsive noise)이 존재하는 경우 큰 세기의 임펄스 잡음에 대해 수렴이 불안정하게 되어 수렴 특성이 급격히 저하된다. 1994년 Pei와 Tseng[1]은 다양한 차수의 오차의 평균을 비용함수로 하는 실수(real)형의 LMP(Least Mean p-Power)적용 필터 알고리즘을 제안하였다. 이들은 시스템 식별(system identification) 문제의 적용을 통하여, 임펄스 잡음하에서  $p=1$ 인 LMAD (Least Mean Absolute Deviation)적용 필터 알고리즘이  $p=2$ 인 LMS 알고리즘보다 더 안정적인 수렴 특성을 가짐을 보여 주었다.

본 연구에서는 임펄스 잡음 환경하에서, 견실한 수렴 특성을 가지는 Bussgang계열의 블라인드 등화 알고리즘을 제안하고자 한다. 이를 위하여, 먼저 대표적인 Bussgang 계열 알고리즘인 Sato 알고리즘과 CMA 알고리즘을 중심으로, 복소수(complex) 데이터를 취급할수 있는 LMAD-Sato, LMAD-CMA 블라인드 등화 알고리즘을 유도하기로 하고, 일종의 normalized LMAD-Sato 및 normalized LMAD-CMA 블라인드 등화 알고리즘을 제안하

\* 국립 창원대학교 전기공학과  
\*\* 서울 인천대학교 전자공학과  
접수일자 : 1998년 3월 25일

기로 한다. 그후 16-QAM데이터를 대상으로 하여 Gaussian 또는 임펄스 부가 잡음 환경하에서의 그 수렴 특성을 LMS-Sato 및 LMS-CMA 알고리즘의 수렴 특성과 비교 검토하기로 한다.

## II. 복소수형 LMAD 블라인드 등화 알고리즘

여기서는 임펄스 잡음 환경하에서 QAM 데이터와 같은 복소수 데이터의 취급을 위한 Busgang 계열의 견실한 블라인드 등화 알고리즘을 제시하기로 한다. 먼저 그림 1과 같은 기저 대역(baseband) 블라인드 시스템을 가정하기로 한다.

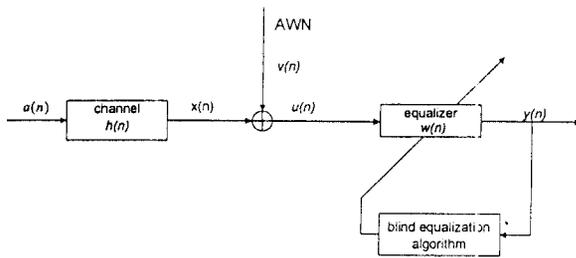


그림 1. 기저대역 블라인드 등화 시스템 구성도  
Fig. 1 A schematic diagram of baseband blind equalization system.

그림 1에서, 송신신호  $a(n)$ 은 평균 0이고, i.i.d.(independent and identically distributed)인 복소수 신호이며, 통신채널  $h(n)$ 은 선형 시불변 시스템으로 가정한다. 또한 부가잡음  $v(n)$ 은 송신신호  $a(n)$ 과 서로 독립(independent)이며, 등화기  $w(n)$ 은 FIR 필터로 가정 한다.

### 2.1 LMAD-Sato 블라인드 등화 알고리즘

LMP-Sato 알고리즘은 다음 식(1)과 같이 정의되는 Sato 오차( $e_s$ )에 대한 비용함수를 최소화하는 적응 필터링 알고리즘이다.

$$J(n) = E[|e_s(n)|^p], \quad (1)$$

$$e_s(n) = y(n) - \gamma \cdot \text{csgn}(y(n))$$

여기서,  $|e_s|$ 은 복소수형 오차의 크기를 나타내고,  $E[\cdot]$ 은 기대치 함수,  $y(n)$ 은 등화기의 출력을 나타낸다.  $\gamma$ 는 Sato 상수이고  $\text{csgn}(\cdot)$ 은 식 (2)와 같이 정의되는 복소수 *signum*함수이다.

$$\text{csgn}(y(n)) = \text{sgn}(y_r(n)) + j\text{sgn}(y_i) \quad (2)$$

$$\text{sgn}(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ -1, & x < 0 \end{cases}$$

$$y_r = \text{real}(y(n)), \quad y_i = \text{imag}(y(n))$$

이때, 등화기 계수 벡터  $w$ 의 갱신식은 steepest descent

방법을 이용하면, 다음과 같은 형태를 가진다.

$$w(n+1) = w(n) - \mu \hat{\nabla}_w J(n) \quad (3)$$

여기서  $\hat{\nabla}_w J(n)$ 은 비용함수  $J(n)$ 의 등화기 계수 벡터  $w$ 에 대한 gradient의 순시 추정치이다. 이때  $\hat{\nabla}_w J(n)$ 의  $k$ 번째 요소는 다음 식(4)와 같이 정의되며,

$$\hat{\nabla}_k E[|e_s(n)|^p] = \frac{\partial |e_s(n)|^p}{\partial a_k} + j \frac{\partial |e_s(n)|^p}{\partial b_k} \quad (4)$$

(여기서,  $a_k$ 는 등화기 벡터  $w$ 의  $k$ 번째 요소의 실수부,  $b_k$ 는 허수부이다.  $j = \sqrt{-1}$ 임)

$\hat{\nabla}_w J(n)$ 은 식(5)와 같이 유도된다.

$$\hat{\nabla}_w J(n) = \hat{\nabla}_w E[|e_s|^p] \quad (5)$$

$$= p |e_s|^{p-2} e_s(n) w^*(n)$$

따라서, LMP-Sato 알고리즘의 등화기 계수 벡터  $w(n)$ 의 갱신식은 다음과 같이 된다.

$$w(n+1) = w(n) - \mu p |e_s|^{p-2} e_s(n) w^*(n) \quad (6)$$

여기서  $\mu$ 는 step size,  $w(n)$ 은 등화기 입력 벡터, \*은 복소수공액(complex conjugate)을 의미한다. 식(6)에서  $p=2$ 인 경우가 LMS-Sato 블라인드 등화 알고리즘[3]이고,  $p=4$ 인 경우[2]가 LMF-Sato 블라인드 등화 알고리즘[8]이며,  $p=1$ 인 경우가 LMAD-Sato 블라인드 등화 알고리즘이 된다. 한편, Sato 상수  $\gamma$ 는 실수값으로서, 등화기 계수의 갱신식은  $w(n+1) = w(n) + \Delta w(n)$ 으로부터, 정상상태에서  $E[\Delta w(n)] = 0$ 이고, 통신 시스템의 지연시간을 무시하면  $y(n) = a(n)$ 이 된다는 가정하에 구할 수 있다. LMS-Sato 알고리즘의 경우는  $\gamma$ 값은 다음과 같다[3].

$$\gamma = \frac{E[a_r(n)^2]}{E[|a_r(n)|]} = \frac{E[a_i(n)^2]}{E[|a_i(n)|]} \quad (7)$$

여기서,  $a_r(n)$ ,  $a_i(n)$ 은 각각 송신신호  $a(n)$ 의 실수부와 허수부를 나타낸다. LMAD-Sato 알고리즘의 경우는 다음 식(8)을 만족하는  $\gamma$ 로서 정해진다.

$$E\left[\frac{\gamma \cdot \text{csgn}(a(n)) a^*(n) - |a(n)|^2}{|\gamma \cdot \text{csgn}(a(n)) - a(n)|}\right] = 0 \quad (8)$$

식(8)에서,  $|\cdot|$ 안을 만족하는  $\gamma$ 가 구해진다.

### 2.2 LMAD-CMA 블라인드 등화 알고리즘

LMP-CMA 알고리즘은 식(1)에서  $e_s(n)$ 을 다음과 같

이 정의되는 Godard 오차( $e_g(n)$ )로 치환함으로써 구해진다.

$$e_g(n) = |y(n)|^q - R_g \tag{9}$$

여기서,  $R_g$ 는 Godard 상수이다.

2.1에서와 같이 전개하면, LMP-CMA 알고리즘의 등화기 계수벡터  $w(n)$ 의 갱신식은 다음 식(10)과 같이 유도된다.

$$w(n+1) = w(n) - \mu pqy(n)|y(n)|^{q-2} e_g^{p-1}(n) (sgn(e_g(n)))^p \underline{u}^*(n) \tag{10}$$

여기서, p=2인 경우가 LMS-CMA 블라인드 등화 알고리즘[3]이고, p=4인 경우가 LMF-CMA 블라인드 등화 알고리즘[8], p=1인 경우가 LMAD-CMA 블라인드 등화 알고리즘이 된다. 한편 Godard 상수는 LMS-CMA의 경우 다음 식(11)과 같으며[3], 2.1에서와 같은 전개에 의해 LMAD-CMA의 경우도 식(12)을 만족하는  $R_g$ 로 설정된다.

$$R_g = \frac{E[|a(n)|^{2q}]}{E[|a(n)|^q]} \tag{11}$$

$$E\left[\frac{|a(n)|^{2q} - R_g \cdot |a(n)|^q}{|a(n)|^q - R_d}\right] = 0 \tag{12}$$

### III. normalized LMAD 블라인드 등화 알고리즘

임펄스성 부가 잡음이 존재하는 경우, 수신 신호 즉, 등화기의 입력  $u(n)$ 에 그 영향이 미친다. 그런데, 식(6) 및 식(10)에서 알수 있듯이 등화기 계수의 갱신식은  $e(n)$ ,  $y(n)$ ,  $\underline{u}(n)$ 의 지배를 받고, 또한  $e(n)$ 과  $y(n)$ 은  $\underline{u}(n)$ 과 관계되어 있다. 따라서,  $u(n)$ 에 부가되어 있는 임펄스성 잡음의 영향을 완화시키기 위해, 식(6)과 식(10)의 등화기 계수의 갱신식에서 입력 벡터  $\underline{u}(n)$ 을 그 norm으로 나눈 형태의 다음 식(13) 및 (14)와 같은 normalized LMP 블라인드 등화 알고리즘을 생각해볼수 있다.

normalized LMP-Sato 알고리즘:

$$w(n+1) = w(n) - \mu \frac{p |e_g|^{p-2} e_g(n) \underline{u}^*(n)}{\|\underline{u}(n)\|_p^p + \delta} \tag{13}$$

normalized LMP-CMA 알고리즘:

$$w(n+1) = w(n) - \mu \frac{pqy(n)|y(n)|^{q-2} e_g^{p-1}(n) (sgn(e_g(n)))^p \underline{u}^*(n)}{\|\underline{u}(n)\|_p^p + \delta} \tag{14}$$

위 식에서  $\delta$ 는  $\underline{u}(n)$ 의 norm이 0이 되는 경우를 대비하기 위한 양의 상수이고,  $\|\cdot\|_p$ 는  $l_p$  norm을 의미한다. 식(13) 및 식(14)에서 p=2인 경우가 normalized LMS,

p=4인 경우가 normalized LMF, 그리고, p=1인 경우가 normalized LMAD 블라인드 등화 알고리즘이다.

## IV. 모의 실험 및 결과 고찰

### 4.1 실험 방법

임펄스 잡음 환경하에서 제안된 블라인드 등화 알고리즘의 수렴특성을 살펴보기 위하여 실험시스템을 그림 1과 같이 구성하였다. 송신 데이터  $a(n)$ 은 16-QAM 복소 신호를 사용하였으며 그 분산  $\sigma_a^2$ 을 1로 정규화 시켰다. 통신채널  $h(n)$ 은 G.Picci와G.Prati 논문[4]에서 사용한 비최소위상 특성을 갖는 식(15)와 같이 7개의 복소수 임펄스 계수로 이루어진 선형 FIR채널을 사용하였다.

$$h = h_r + h_i \tag{15}$$

$$|h_r| = [-0.005, 0.009, -0.0024, 0.854, -0.218, -0.049, -0.016]$$

$$|h_i| = [-0.004, 0.030, -0.104, 0.520, 0.273, -0.074, 0.020]$$

부가잡음  $v(n)$ 은 송신 데이터  $a(n)$ 과 독립이고 평균이 0인 Gaussian 잡음 또는 임펄스 잡음을 사용 하였으며, 임펄스 잡음  $v(n)$ 의 생성은 다음 식(16)과 같이 하였다.[5],[6]

$$v(n) = i(n) + v_1(n) \tag{16}$$

$v_1(n) = 10 \log_{10} \sigma_v^2 / \sigma_{v_1}^2 = 30 [dB]$ 인 평균 0인 백색 Gaussian 잡음

$\sigma_a^2$ ;  $x(n)$ 의 분산,  $\sigma_{v_1}^2$ ;  $v_1(n)$ 의 분산

$i(n) = b(n) \cdot A(n)$ ; 임펄스 잡음,  $b(n)$ 과  $A(n)$ 은 독립  $b(n)$ ; Bernoulli 프로세스

$$prob(b(n)) = \begin{cases} \alpha, & b(n) = 1 \\ 1 - \alpha, & b(n) = 0 \end{cases}$$

$A(n)$ ;  $var\{A(n)\} \gg \sigma_a^2$ 인 평균 0인 백색 Gaussian 잡음

이 경우  $i(n)$  분산  $\sigma_i^2$ 은 다음식 (17)과 같이 결정된다.

$$\sigma_i^2 = \alpha \var{A(n)} \tag{17}$$

즉, 분산이 큰 임펄스 잡음  $i(n)$ 을 이와 독립적인 약한 전력(power)을 가지는 Gaussian 잡음  $v_1(n)$ 에 더하여 임펄스형 잡음  $v(n)$ 을 생성하였다.  $i(n)$ 에서  $b(n)$ 은 임펄스의 발생 빈도수를 결정하고  $A(n)$ 은 임펄스의 세기를 결정한다. 그림 2는 임펄스 잡음  $v(n)$ 의 실수부 파형과 허수부 파형을 보여준다

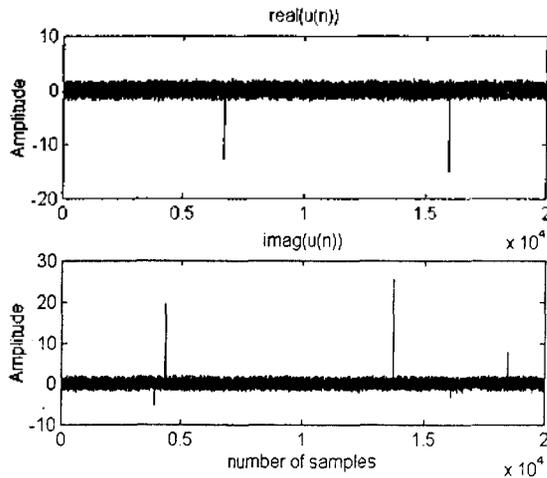


그림 2. 임펄스 잡음  $v(n)$ 이 혼합된 수신 신호  $z(n)$ 의 파형  
Fig. 2 Received signal  $z(n)$  with impulsive noise  $v(n)$ .

블라인드 등화 알고리즘의 수렴특성에 대한 성능지표로서 다음 식과 같이 정의되는 residual ISI [7]를 사용하였다.

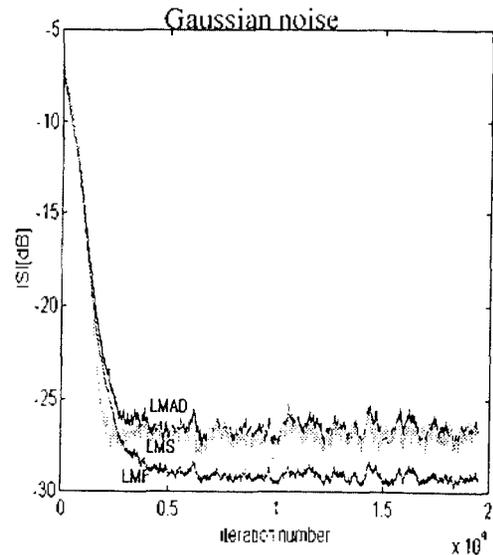
$$ISI = \frac{\sum_i |s(i)|^2 - \max_i |s(i)|^2}{\max_i |s(i)|^2} \quad (18)$$

여기서,  $s(i)$ 는 채널  $h(i)$ 와 등화기  $w(i)$ 를 컨볼루션(convolution)한 것이고, 완전 등화의 경우 residual ISI는 0이 된다. 등화기는 FIR 필터를 사용하였다. 등화기 탭의 갯수는 통신 채널이 FIR 채널인 경우 보통 채널 임펄스 계수 수의 2배의 범위내에서 설정되는데, 본 실험에서는 실험결과 8개의 경우가 좋은 특성을 보여 8개로 설정하였다. 벡터  $w = [w_1, w_2, w_3, w_4, w_5, w_6, w_7, w_8]^T$ 의 초기치는  $w_4 = (1 + j)/\sqrt{2}$ 로 즉, 등화기 계수의 중간 부분의 값의 크기를 1로 하였고 나머지 요소는 0으로 하였다.

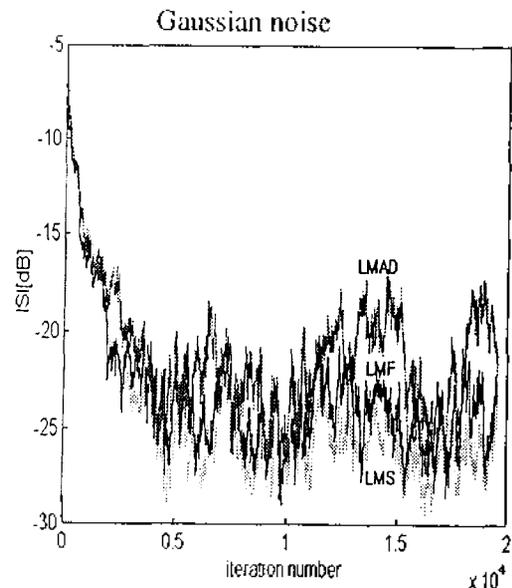
#### 4.2 실험내용

그림 3은 부가잡음  $v(n)$ 이 평균이 0인 백색 Gaussian 경우, LMAD-Sato, LMS-Sato, LMF-Sato LMAD-CMA, LMS-CMA, LMF-CMA 블라인드 등화 알고리즘의 수렴 특성을 보여준다. 그림 3은 각 알고리즘이 동일한 수렴속도를 갖게끔  $\mu$ 값을 실험에 의해서 구하고 정상상태에서의 수렴특성을 살펴 본 것이다. 이때  $\mu$ 값은 LMAD-Sato의 경우 0.00095 LMS-Sato의 경우 0.0007, LMF-Sato의 경우 0.00083, LMAD-CMA의 경우 0.0007, LMS-CMA의 경우 0.0004 LMF-CMA의 경우 0.00038이었다. SNR은  $10 \log_{10} \sigma_s^2 / \sigma_v^2 = 30[\text{dB}]$ 로 하였다. CMA 알고리즘의 경우는 식(9)에서  $q=2$ 인 경우이다. 그림을 살펴보면 Sato 알고리즘의 경우 LMS-Sato와 LMAD-Sato는 거의 동일한 수렴 특성을 보여주고 있으며, LMF-Sato는 이보다 우수한 수렴 특성을 보여주고 있다. CMA의 경우는 LMS-CMA

가 LMF-CMA보다 약간 나은 수렴 특성을 보여주고 있고, LMAD-CMA가 이들보다 약간 못한 수렴 특성을 보여주고 있다.



(a)



(b)

그림 3. Gaussian 잡음 하에서의 정상상태 수렴 특성  
Fig. 3 Convergence characteristics at steady state in Gaussian noise ;

(a) LMAD, LMS, LMF - Sato,

(b) LMAD, LMS, LMF - CMA ( $q=2$ ).

그림 4(a)는 수신신호 즉, 등화기의 입력신호  $u(n)$ 에 임펄스 잡음이 섞인 그림 2의 경우에 있어서의 LMAD-Sato 알고리즘, LMS-Sato 알고리즘과 LMF-Sato 알고리즘의 수렴 특성을 보여준다. 이때  $\mu$ 값은 그림3의 실험에서와 같이 하였다. 임펄스 부가잡음  $v(n)$ 은 식(16)에서  $a$

$=2 \times 10^{-4}$ ,  $\text{var}\{A(n)\}=3 \times 10^3 \sigma^2$ 로 하여 생성하였다. LMF-Sato 알고리즘은 임펄스 잡음이 발생하면 수렴 상태를 벗어나 발산을 하고, LMS-Sato 알고리즘의 경우는 임펄스 잡음 발생시 마다 수렴 상태에서 벗어났다가 다시 수렴함을 알 수 있다. 반면, LMAD-Sato 알고리즘은 수렴 상태를 계속 유지함을 알 수 있어, 임펄스 잡음 환경에서 LMF-Sato와 LMS-Sato 알고리즘보다 더 안정적인 수렴 특성을 가짐을 알 수 있다.

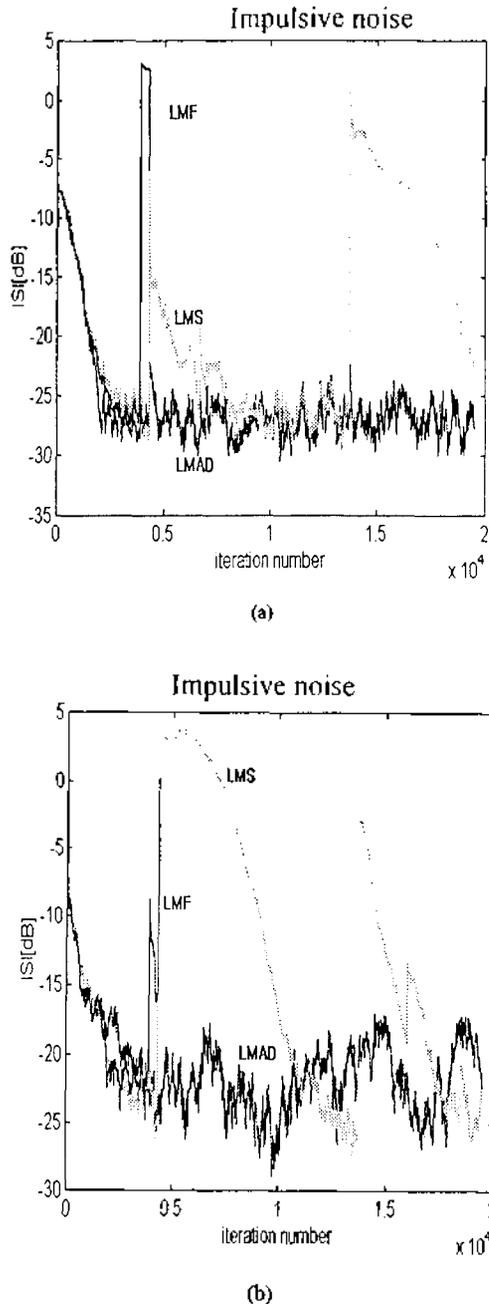


그림 4. 임펄스 잡음 하에서의 정상상태 수렴특성.  
Fig. 4 Convergence characteristics at steady state in impulsive noise :  
(a) LMAD, LMS, LMF - Sato,  
(b) LMAD, LMS, LMF - CMA ( $q=2$ ).

그림 4(b)는 임펄스 잡음 환경 하에서의 LMAD-CMA 알고리즘, LMS-CMA 알고리즘과 LMF-CMA 알고리즘의 수렴 특성을 보여준다. 이때, 그림 4(a)의 경우와 같이 LMAD-CMA 알고리즘이 LMS-CMA나 LMF-CMA 알고리즘보다 임펄스 잡음 환경 하에서 더 안정적인 수렴 특성을 보여주고 있다. 임펄스 잡음 환경에서 LMAD 알고리즘이 LMS 및 LMF 알고리즘에 비해 더 안정적인 수렴 특성을 보여주는 이유는 다음과 같이 생각해 볼 수 있다. 즉, 식(6) 및 식(10)에서  $p=1$ 인 LMAD의 경우 오차 신호  $e(n)$ 이  $e(n)$ 의 절대값으로 나누어 지므로, 임펄스 잡음에 의해 생겨나는 큰 오차 신호를 억제시켜 주기 때문이다.

그림 4에서 LMS-CMA 알고리즘의 경우는 임펄스 잡음의 영향이 사라지는 경우 ISI값이 LMAD-CMA 알고리즘의 경우보다 더 적어져 수렴 특성이 더 나옴을 알 수 있다. 이러한 사실은 LMAD 형태의 알고리즘과 LMS 형태의 알고리즘을 적절히 혼합해서 사용할 경우, 임펄스 잡음하에서 견실하면서도 수렴 특성이 좋은 블라인드 등화가 가능하리라 생각된다.

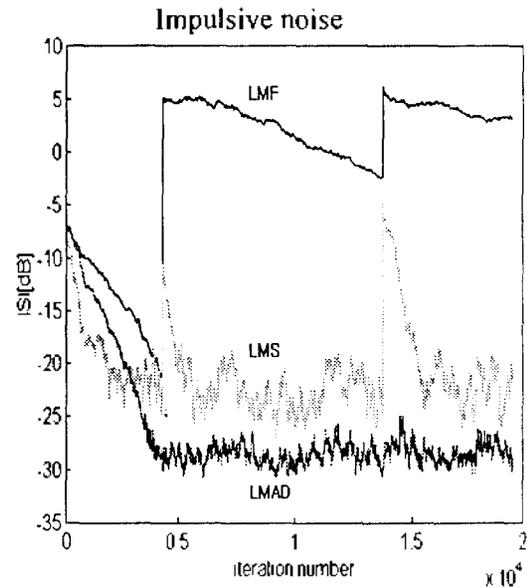
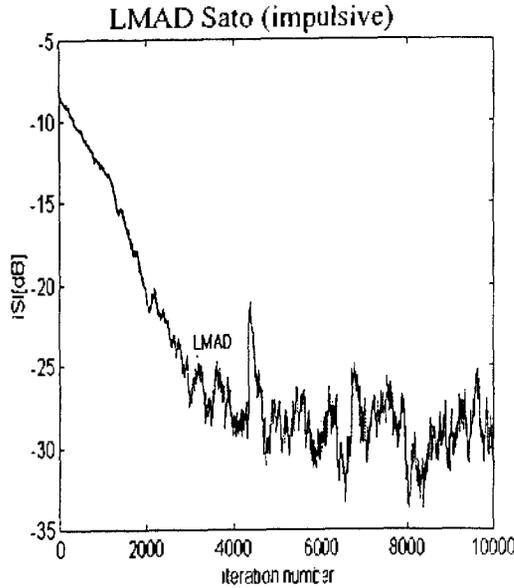


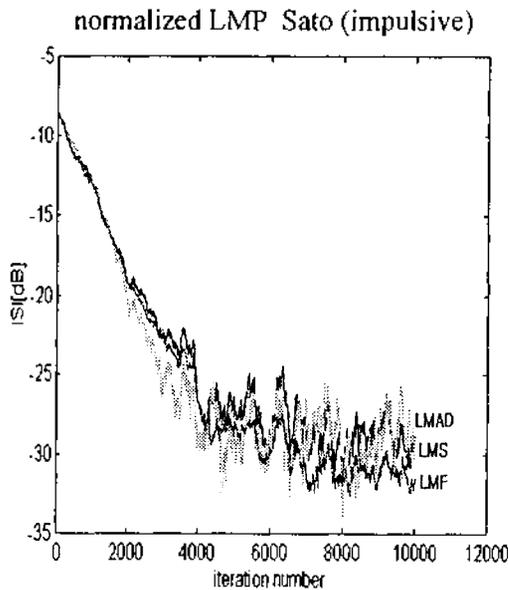
그림 5. 임펄스 잡음하에서의 CMA ( $q=1$ ) 알고리즘의 정상상태 수렴 특성  
Fig. 5 Convergence characteristics at steady state for CMA ( $q=1$ ) algorithms in impulsive noise.

그림 5는 임펄스 잡음하에서, 식(9)에서  $q=1$ 인 경우의 CMA 알고리즘의 수렴 특성을 보여 준다. 이 결과를 그림 4(b)의  $q=2$ 인 경우의 CMA 알고리즘의 수렴 특성과 비교해 보면,  $q=1$ 인 경우의 LMAD 알고리즘이 임펄스 잡음 환경에서 더 안정적이고 우수한 수렴 특성을 보임을 알 수 있다. 이 이유는 식(10)에서  $\beta=1$ ,  $q=1$ 인 LMAD-CMA의 경우, 오차 신호  $e_p(n)$ 이 그 절대값으로 나누어 질 뿐만 아니라( $\text{sgn}(e_p(n)) = e_p(n) / |e_p(n)|$ 이므로), 역

시 임펄스 잡음의 영향을 받는 등화기의 출력  $y(n)$  또한 그 자신의 절대값으로 나누어지므로, 등화기 계수의 갱신에 있어 임펄스 잡음의 영향이 적게되기 때문으로 생각된다.



(a)



(b)

그림 6. 임펄스 잡음하에서의 normalized LMP Sato 알고리즘의 수렴 특성

Fig. 6 Convergence characteristics of normalized LMP-Sato algorithms in impulsive noise ;

- (a) LMAD-Sato,
- (b) normalized LMAD, LMS, LMF - Sato.

그림 6(a)는 임펄스 잡음 환경하에서의 LMAD-Sato 알

고리즘의 수렴 특성을 나타낸 것으로 전반적으로 정상상태에서 안정적인 수렴 특성을 보여 주지만, 반복 횟수 (iteration number) 4500회 부근에서와 같이 임펄스 잡음의 크기가 큰 경우 일시적으로 수렴 특성이 나빠짐을 알 수 있다. 그림 6(b)는 동일한 환경하에서 3점에서 제시한 normalized LMP-Sato 알고리즘의 수렴 특성을 나타낸 것으로, 그림 6(a)에서 나타나는 현상이 크게 감소되며, LMAD 형태 이외에 LMS, LMF 형태의 알고리즘도 안정적인 수렴 특성을 보임을 알 수 있다. 이와같은 결과는 normalized LMP-CMA 알고리즘의 경우에도 동일하게 나타났다.

### V. 결 론

본 연구에서는 임펄스 잡음 환경 하에서, 대표적인 Bus-sgang 계열의 블라인드 등화 알고리즘인 LMS-Sato 및 LMS-CMA 블라인드 등화 알고리즘의 수렴 특성을 컴퓨터 모의 실험을 통하여 살펴보았다. 또한, LMAD-Sato 및 LMAD-CMA 블라인드 등화 알고리즘을 유도하고, 동일한 조건 하에서 그 수렴특성을 살펴보았다. 실험 결과 임펄스 잡음 환경 하에서 LMAD 형태의 블라인드 등화 알고리즘이 LMS 형태의 블라인드 등화 알고리즘보다 안정적인 수렴 특성을 보여 주었다. 본 연구에서는 또한 normalized 형태의 LMAD-Sato 및 CMA 알고리즘을 제안하였으며, 실험 결과 이들 알고리즘들이 임펄스 잡음 환경에서 LMAD 형태의 알고리즘 보다 더 우수한 수렴 특성을 보여 주었다. 한편, 실험 결과를 살펴볼 때, 임펄스 잡음 환경에서 안정적이면서도 견실한 수렴 특성을 가지는 혼합형 블라인드 적응 등화 알고리즘의 개발도 가능하리라 생각된다.

### 참 고 문 헌

1. S.C.Pei and C.C.Tseng, "Least mean p-Power error criterion for adaptive FIR filter," IEEE J. on selected areas in communications, vol.12, no.9, pp.1540-1547, 1994.
2. E.Walach and B.Widrow, "The Least mean fourth (LMF) adaptive algorithm and its family," IEEE Trans. on Information Theory, vol.30, pp.275-283, 1984.
3. S.Haykin, Adaptive Filter Theory, 3rd ed, Prentice-Hall, 1996.
4. G. Picci and G. Prati, "Blind equalization and carrier recovery using a stop and go decision-directed algorithm," IEEE Trans. on communications, vol.35, no.9, pp877-887, 1987.
5. G.A.Williamson, P.M.Clarkson and W.A.Sethares, "Performance characteristics of the median LMS adaptive filter," IEEE Trans. on signal processing vol.41, no.2, pp.667-680, 1993.
6. S.V.Vaseghi, Advanced Signal Processing and Digital Noise Reduction, Wiley and Teubner, 1996.
7. J.G.Proakis, Digital Communication, New York, McGraw-Hill, 2nd ed., 1989.

8. 윤태성, 변윤식, "LMF 및 LMSF 블라인드 등화 알고리즘에 관한 연구," 제 9회 신호처리합동 학술대회, pp.185-188, 1996.

▲ 변 윤 식(Youn-Shik Byun) 1955년 12월 16일생



1978년:연세대 공대 전기공학과 졸업  
 1981년:동 대학원 졸업(공학석사)  
 1985년:동 대학원 졸업(공학박사)  
 1990년:미국 Stanford대학 전자공학과  
 객원교수  
 현재:시립 인천대학교 전자공학과 부  
 교수

\*주관심분야:신호처리 및 그 응용, 디지털 통신

▲ 윤 태 성(Tae-Sung Yoon) 1956년 6월 22일생



1978년:연세대 공대 전기공학과 졸업  
 1980년:동 대학원 졸업(공학석사)  
 1980년~1983년:해군 제2사관학교 전  
 기공학 교관  
 1988년:동 대학원 졸업(공학박사)  
 1994년:미국 Vanderbilt대학 전기공학  
 과 객원교수

현재:국립 창원대학교 전기공학과 부교수

\*주관심분야:신호처리 및 그 응용, 지능제어