論文 92-29A-3-1

통신로 특성변화에 대한 적응성 부여 방법

(Adaption Method for Channel Charateristics Variation)

李 宗 憲*, 陳 庸 玉*

(Jong Heon Lee and Yong Ohk Chin)

要 約

본 논문은 학습 시퀀스 없이 통신로 특성변화에 적응하여 등화를 수행할 수 있는 자기적응등화 기법에 대하여 논의한 것이다. 본 논문에서 사용한 최적화 함수는 누적률 정합(cumulant matching)의 개념에 근거한 것으로 비최소 위상 특성 통신로의 등화에 사용될 수 있다. 이러한 최적화 함수는 제약 조건을 만족할 때 국소 최적값을 갖지 않음을 고찰하고 적응 알고리듬으로 정규화 경사 탐색기법을 제시한다. 제안된 자기적응등화 방법의 성능을 예증하기 위해 3가지 형태의 비최소 위상 특성 통신로를 통과한 8PAM, 8PSK(CCITT V. 27), 16QAM(CCITT V. 29) 신호에 대해 모의 실험한 결과를 제시한다.

Abstract

This paper discusses the self-adaptive equalization technique which has adaptibility to channel characteristics variation without training sequence. The criterion function used in this paper is based on the concept of cumulant matching. This function can be applied to nonminimum phase channel, and we can verify the fact that if the constrained condition is satisfied, this criterion has no local optimum. As the adaption algorithm, the normalized gradient-searching technique is used. Simulations verify the performance of our method in case of 8PAM, 8PSK(CCITT V. 27), 16QAM (CCITT V. 29) sources and three type nonminimum phase channels.

I. 서 론

현재까지 중점적으로 연구되어 온 적응등화기법은 기본적으로 통화로가 형성된 이후 일정 시간 동안 미리 약정된 데이터 시퀀스를 전송하여 수신측의 등화기를 통신로 특성에 적응시키는 방법을 취하여 왔다.[6]

그러나 종래의 적응등화기법은 multipoint network의 경우[2]와 등화기의 적응 기간이 지난 후 통신로의 특성이 변화될 수 있는 경우[5](예 : 무선통신로) 에는 효과적이지 못하다. 이러한 경우에는 미리 약정된 학습 시퀀스 없이 자기적응 (self-adaptation)하여 등화가 이루어 지게 할 필요가 있으며 이를 "자기적응" 또는 "Blind"등화라 한다. 자기적응 등화는 Sato[1] 에 의해 최초로 발표된 이래 Godard[2]와 Benveniste[3][4] 등에 의해 각기 다른 관점에서 알고리듬이 일반화 되었으며 실질적인 응용면에서 Picchi[5] 등에 의해 연구되었다.

한편, 종래의 적응등화기법에 사용되는 최적화 기준은 수신 신호와 학습 신호의 제곱 평균 오차 즉, 2차 적률이므로 비최소 위상 특성을 갖는 통신로의 위상

*正會員, 慶熙大學校 電子工學科

(Dept. of Elec. Eng., Kyunghee Univ.)

接受日字 : 1991年 10月 1日

(※ 이 논문은 1990년도 문교부 지원 한국학술진흥재단의 자유공모과제 학술연구 조성비에 의하여 연구되었음.)

왜곡을 충분히 보상하지 못하며 Benveniste는 이러한 문제를 깊이있게 논의하였다.[3]

그러나 지금까지 발표된 자기적응등화기법은 다음과 같은 두가지의 문제가 있다. 첫째, 전송신호의 종류나 통신로의 특성에 따라 최적화 함수의 특성이 달라져 경우에 따라서는 국소 최적값(local optimum)에 수렴하는 수도 있다.[10] 둘째, 학습 시퀀스를 이용하지 않고 적응할 수 있도록 하는 노력에 국한되어 수렴속도가 느리다.

본 논문은 대국적 최적값(global optimum)에 수렴할 수 있는 자기적응등화의 제약 최적화 기준을 사용하며 이를 누적률 정합(cumulant matching)의 관점에서 고찰하고 적응 알고리듬을 제시한다.

제안된 자기적응등화 알고리듬의 성능을 살펴보기 위해 비최소 위상 특성의 통신로를 통과한 8PAM, 8PSK(CCITT V.27), 16QAM(CCITT V.29) 신호에 적용한 결과를 제시한다.

Ⅱ. 자기적응 등화의 최적화 기준

1. 누적률

누적률(cumulant)은 결합적률(joint moment)에 의해 정의되며 평균이 0인 확률 변수의 집합 $X=\{x_1, x_2 \cdots x_K\}$의 2차, 3차, 4차 누적률은

$$C_2(X)=E[x_1\ x_2] \tag{1a}$$

$$C_3(X)=E[x_1\ x_2\ x_3] \tag{1b}$$

$$C_4(X)=E[x_1\ x_2\ x_3\ x_4]-E[x_1\ x_2]E[x_3\ x_4] \quad (1c)$$

$$-E[x_1\ x_3]E[x_2\ x_4]-E[x_1\ x_4]E[x_2\ x_3] \quad (1c)$$

이다. 식(1a)는 상관함수이며 식(1b)는 3중 상관(triple correlation)이라 한다. $G=\{g_1, g_2, \cdots g_K\}$를 가우스성 확률변수라 할 때 확률변수 X의 k차 누적률은

$$C_K(X)=E[x_1\ x_2 \cdots x_K]-E[g_1\ g_2 \cdots g_K] \tag{2}$$

으로도 정의되며 X가 가우스성 확률변수라면 모든차수에 대해 누적률은 영이 된다. X의 k차 누적률은 다음과 같이 표기하기도 한다.

$$C_K(X)=Cum(x_1, x_2, \cdots x_K) \tag{3}$$

이와같이 정의되는 누적률은 다음과 같은 성질을 갖는다.[7]

[성질 1] $\lambda_i, i=1,\cdots,k$가 상수이고 $x_i, i=1,\cdots,k$가 확률변수라면

$$Cum(\lambda_1 x_1, \lambda_2 x_2, \cdots \lambda_K x_K)=\left(\prod_{i=1}^{K}\lambda_i\right)\ Cum(x_1, x_2, \cdots x_i) \tag{4a}$$

[성질 2] 누적률은 그 인수에 대해 대칭성을 갖는다.

[성질 3] 누적률은 그 인수에 대해 가법성이 성립한다. 즉,

$$Cum(x_0+y_0, z_1, \cdots, z_K)$$
$$=Cum(x_0, z_1, \cdots, z_K)+Cum(y_0, z_1, \cdots, z_K) \tag{4b}$$

[성질 4] α를 상수라 하면

$$Cum(\alpha+z_1, z_2, \cdots, z_K)=Cum(z_1, \cdots, z_K) \tag{4c}$$

이다.

[성질 5] 확률변수 X와 Y가 독립이라면

$$Cum(x_1+y_1, \cdots, x_K+y_K)$$
$$=Cum(x_1, \cdots, x_K)+Cum(y_1, \cdots, y_K) \tag{4d}$$

이다.

2. 최적화 기준

[그림 1]과 같은 시스템 모델에서는 h는 통신로, W는 등화기의 임펄스 응답을, 그리고 S는 전체 시스템의 응답을 의미한다.

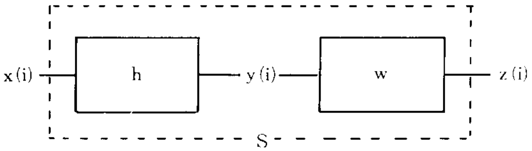


그림 1. 자기적응 등화의 시스템 모델
Fig. 1. System model of self-adaptive equalization.

미지의 통신로 h는 비최소 위상 시스템이라 하고 등화기는 FIR 구조의 필터로서 차수가 충분히 높아 절삭효과는 무시할 수 있다고 가정한다. 전체 시스템 S의 임펄스 응답은

$$s(i)=\sum_{l} h(i-l)\ \ w(l) \tag{5}$$

으로 표시할 수 있다.

등화의 목적은 등화기의 임펄스 응답 $W=(w(1)\ w(2)\cdots)^T$를 $z(i)=x(i)$가 되도록 조절하는 것이며, 결국 $S=(s(1)\ s(2)\cdots)^T$가

$$S=e^{j\theta}\ (0\cdots0\ \underset{\substack{\uparrow\\ K}}{1}\ 0\cdots0)^T \tag{6}$$

이 되도록 하는 것이다. 여기서 θ는 위상천이를 나타내며 K는 통신로가 비최소 위상이기 때문에 발생하는 시간 지연량이다.[3]

Benveniste는 mse에 근거한 등화의 최적화 기준이 위상검증에 불충분함을 강조하였고 등화의 충분조건으로 통신로의 입력과 등화기 출력 시퀀스의 확률분포가 동일하여야 함을 증명하였다. 이와 유사한 관점에서 Tugnait[12]는 2차와 4차 누적율을 정합시키는 시스템 검증 방법을 제시하였다. 또 Weinstein[11]은 2차 적률과 첨도(kurtosis)를 이용하여 자기적응 등화를 위한 최적화 기준을 유도한 바 있다. 이와같은 연구결과는 자기적응등화의 기본 원리가 되는 것으로, 이를 누적률에 근거하여 정리하면 다음과 같다.

확률변수 X가 복소수이라면 2차와 4차 누적률은

$$C_2(X)=Cum(X^*,X)=E[\,|X|^2] \qquad (7a)$$

$$C_4(X)=Cum(X^*,X^*,X,X) = E[|X|^4]-|E[X]^2|^2-2E^2[\,|X|^2] \qquad (7b)$$

일 경우에만 0이 아니며[8] 3차 누적률은 X의 분포가 평균을 중심으로 좌우대칭인 경우는 0이므로 고려하지 않는다.

여기서 *는 공액 복소수를 의미한다. X가 실수일 때는 식(7)의 특별한 경우에 해당된다.

[그림 1]에서 입·출력 관계는

$$z(i)=\sum_l x(i-l)\ \ s(l) \qquad (8)$$

로 표시되므로,

$$E[\,|Z|^2]=E[\,|\sum_l x(i-l)\ \ s(l)\,|^2] =E[\sum_l\sum_m\ x(i-l)\ x^*(i-m)\ \ s(l)\ \ s^*(m)] \qquad (9)$$

이 된다. 식(9)은 Cooper와 McGillem 등식[13]에 의해

$$E[|Z|^2]=\sum_l\sum_m E[x(i-l)\ x^*(i-m)]\,s(l)s^*(m) \qquad (10)$$

이 되고 X가 독립일양분포(independent, identical distribution; IID) 확률변수라면 식(10)은 다시

$$E[\,|Z|^2]=E[\,|X|^2]\sum_l |s(l)|^2 \qquad (11)$$

로 쓸 수 있다.

또 식(8)를 식(7b)에 대입하고 누적률의 성질 1과 3을 이용하면

$$C_4(Z)=Cum(\sum_k x^*(i-k)s^*(k),\sum_l x^*(i-l)s^*(l), \sum_m x(i-m)s(m)\sum_n x(i-n)s(n))= \sum_k\sum_l\sum_m\sum_n s^*(k)s^*(l)s(m)s(n) \cdot Cum(x^*(i-k),x^*(i-l),x(i-m),x(i-n)) \qquad (12)$$

가 된다. x가 IID라면 k=l=m=n일때를 제외한 모든 경우에

$$Cum(x^*(i-k),x^*(i-l),x(i-m),x(i-n))=0 \qquad (13)$$

이므로 식(12)는

$$C_4(Z)=C_4(X)\sum_l |s(l)|^4 \qquad (14)$$

으로 쓸 수 있다. 여기서 $C_4(\cdot)$는 Weinstein 등이 정의한 첨도와 동일하다. 전체 시스템의 임펄스 응답 S가

$$\sum_l |s(l)|^2=1 \qquad (15)$$

라고 할 때

$$\sum_l |s(l)|^4 \leq \sum_l |s(l)|^2=1 \qquad (16)$$

이고 등호는 벡터 S의 성분중 1개만 1이고 나머지는 모두 0일때 즉 식(6)의 경우에 성립한다. 따라서 $E[\,|Z|^2]=E[\,|X|^2]$이라면 식(16)과 식(14)에 의해

$$|C_4(Z)| \leq |C_4(X)| \qquad (17)$$

이고 이상적인 등화가 이루어졌을 때 등식이 성립한다. 그러므로

$$J(W)=|C_4(Z)| \qquad (18)$$

이라 할때 등화의 최적화 기준은 $E[|Z|^2]=E[|X|^2]$이라는 조건하에서

$$maxmize\{J(W)\} \qquad (19)$$

이다. 식(18)이 백색 또는 비백색 가우스성 잡음의 영향을 받지 않음은 식(2)의 누적률의 정의에 의해 자명하다.

이와같은 제약 최적화 기준은 Benveniste[3]에 의해서 논의되었으며 Weistein 등에 의해 국소 최적값을 갖지 않음이 증명되었다.[11] 이러한 점을 예증하기 위해 $X=\{x(i)=\pm 1\}$인 IID 2진 기호를

$$H(z)=1/(1+az^{-1}),\ a=\sqrt{2}/2$$

인 통신로를 통과시키고 백색화 필터(whitening filter)를 통과시켜 제약조건을 만족시킨 후 최적화 기준함수 J(W)를 계산해 보면 [그림 2(a), (b)]와 같다. 여기서 J(W)가 국소 최적값을 갖지 않음을 확인할 수 있으며, 이와 동일한 신호와 통신로의 경우 Godard의 제약조건이 없는 최적화 기준은 국소 최적값을 갖는다[10]

Ⅲ. 적응 알고리듬

Ⅱ.2절에서 설명한 최적화 기준의 제약조건을 만족시키기 위해서는 통신로 출력의 백색화 과정이 선행되어야 한다. 여기서 백색화는 2차적률(또는 2차누

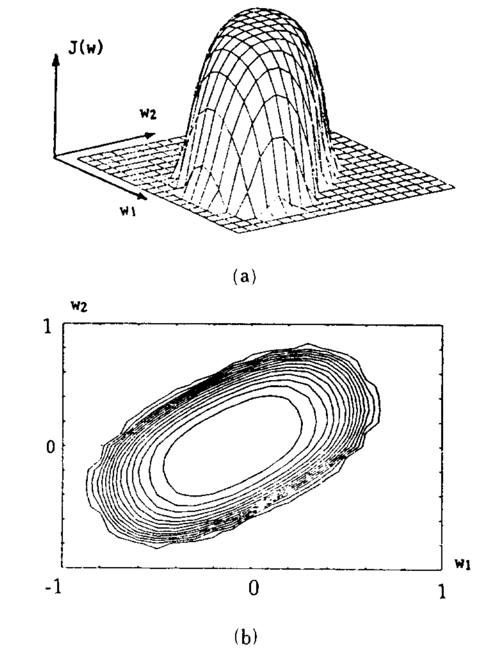


그림 2. 제약조건을 만족할 때 최적화 기준
(a) 최적화 기준 (b) J(W)의 contour

Fig. 2. Optimization criterion with constraint.
(a) criterion J(W),
(b) contour graph of J(W).

적률)에 대한 것이며 적응 예측오차 필터로 구현할 수 있다. 그러나 이러한 적응백색화 필터가 수렴상태에 도달하지 못한 때에는 식(19)의 최대화가 수렴하는 방향으로 진행된다는 것을 보장하지 못하며 이것은 전체적인 수렴특성에 큰 영향을 미치게 된다. 이러한 점을 감안하여 본 논문에서는 사전 백색화를 필요로 하지 않는 적응 알고리듬을 제시하고자 한다.

제약조건 식(15)을

$$I(W)=\frac{E[\,|\,Z\,|^2\,]}{E[\,|\,X\,|^2\,]}-1=0 \qquad (20)$$

로 표시하면 제약조건을 만족하는 최적화 기준함수는

$$J_c(W)=J(W)+\lambda I(W) \qquad (21)$$

이고, 여기서 λ는 상수이다. J(W)는

$$J(W)=|\,C^4(Z)\,|=sgn[C_4(Z)]\cdot C_4(Z)$$
$$=sgn[C_4(Z)]\,|E|Z|^4-2E^2[\,|\,Z\,|^2\,]-|\,E[Z^2]\,|^2\,| \quad (22)$$

이며, $E[\,|\,Z\,|^2]$은 평균전력이 일정하다는 조건하에서 무시할 수 있고 $E[Z^2]$이 포함된 항은 X가 복소수이고 대칭적 확률분포를 이루어 $E[X^2]=0$일 때와 X가 실수이어서 $E[Z^2]$가 상수일 때 무시할 수 있다. 또 X가 등확률 분포일 때

$$C_4(X),\,C_4(Z)<0$$

이므로 결국 식(22)는

$$J(W)=-E[\,|\,Z\,|^4] \qquad (23)$$

이 된다.

식(21)의 최대값은 경사 탐색 알고리듬을 적용하여 찾을 수 있다. 등화기의 필터 계수를 갱신하기 위한 알고리듬의 일반적인 형태는

$$W_k=W_{k-1}+\mu\nabla_w J_c(W) \qquad (24)$$

이고, 여기서 $\nabla_w J_c(W)=(\partial J_c(W)/w(1),\partial J_c(W)/w(2)\cdots)^T$이며 μ는 수렴계수이다.

등화기의 출력은

$$z(i)=\sum_l y(i-l)\;\;w(l) \qquad (25)$$

이므로 식(25)을 식(21)에 대입하고 편미분을 취하면

$$\frac{\partial J_c(W)}{\partial w(l)}=-4\;E[\,|\,z(i)\,|^2\;z(i)\;y^*(i-l)\,]$$
$$+2(\lambda/E[\,|\,X\,|^2\,])\;E[z(i)\;y^*(i-l)] \qquad (26)$$

이 된다. 식(26)에서 기대값을 순시 추정값으로 대치하여 식(24)의 알고리듬에 대입하면 $2(\lambda/E[\,|\,X\,|^2\,])$가 상수이므로

$$w_k(l)=w_{k-1}(l)-\mu_1\,|\,z(i)\,|^2\;z(i)\,y^*(i-l)$$
$$+\mu_2\;z(i)\,y^*(i-l) \qquad (27)$$

로 쓸 수 있다.

이와같은 경사 탐색 기법은 필터계수의 변화량이 k 순간의 tap입력벡터 Y_K에 비례하기 때문에 Y_k 가 클 때 경사도 잡음 증폭현상이 발생하며 이러한 현상은 적응 필터의 차수가 낮을 때 더욱 심해진다. Bitmead와 Anderson[14]은 이와같은 문제를 해결하는 방안으로 수렴계수 정규화 기법을 제시하였다. 식(27)를 정규화 기법을 적용하여 다시쓰면

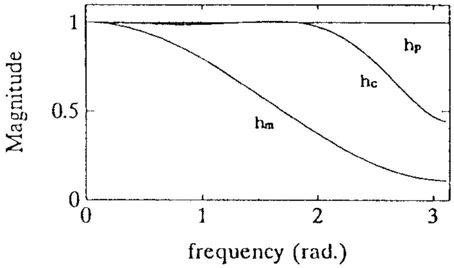
$$w_k(l)=w_{k-1}(l)-\frac{\mu_1}{\|\,Y_{k-}\,\|^2}\,|\,z(i)\,|^2 z(i)\,y^*(i-l)$$
$$+\frac{\mu_2}{\|\,Y_k\,\|^2}\,z(i)\,y^*(i-l) \qquad (28a)$$

$$\|\,Y_k\,\|^2=\sum_j\;|\,y(k-j)\,|^2 \qquad (28b)$$

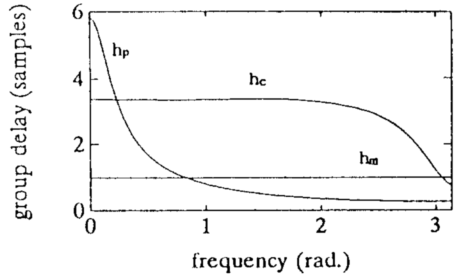
가 된다.

Ⅳ. 모의실험 및 고찰

제안된 기법의 성능을 예증하기 위하여 통신로 모델을 진폭왜곡이 크고 위상왜곡이 없는 경우(h_m), 위상왜곡이 크고 진폭왜곡이 없는 경우(h_p), 그리고 위상과 진폭왜곡이 모두 있는 경우(h_c)로 설정하고 8PAM, 8PSK (V. 27), 16QAM (V. 29)을 대상으로 모의실험을 한다. 이들 3가지 통신로는 모두 비최소위상 특성을 갖으며 그림 3에 진폭응답과 군지연을 나타내었다.



(a)



(b)

그림 3. 통신로 모델의 주파수 응답
(a) 진폭응답 (b) 군지연

Fig. 3. Frequency response of channel model.
(a) magnitude, (b) group delay.

등화기의 차수는 10차로 하였으며 알고리듬을 반복 수행할 때마다

$$ISI = \frac{\sum_{l} |s(l)|^2 - max|S|^2}{max|S|^2} \tag{29}$$

으로 정의되는 ISI[11]를 구하여 수렴특성을 관찰하였다.

그림 4는 통신로 모델 h_c의 경우 PAM신호에 대하여 제안된 방법과 Godard의 방법[12]을 비교하여 나타낸 것이다. 제안된 방법은 수렴계수가 2개라는 단점이 있으나 Godard의 방법보다 수렴특성이 양호함을 알 수 있다. 그림 5는 각 통신로 모델에 대하여 제안된 적응 알고리듬을 수행한 결과를 나타낸 것이다. 통신로 h_p와 h_c의 경우 반복회수 2000 정도에서 ISI가 0.03이하로 감소되었으나 초기 ISI가 작음에도 불구하고 통신로 모델 h_m의 경우에는 수렴속도가 낮을 뿐만 아니라 잔류 ISI도 크다. 이러한 결과와 그림3의 통신로 특성을 살펴 볼 때 위상왜곡 보다는 진폭왜곡을 등화하는 능력이 저조하다는 점을 알 수 있다. 그림 6은 백색 가우스성 잡음이 있을 때 통신로 h_c와 16QAM 신호를 대상으로 실험한 결과이며, 여기서 잡음은 수렴속도 보다는 수렴후 잔류 ISI에 더 큰 영향을 준다는 점을 살펴 볼 수 있다. 이것은 식 (21)의 I(W)가 잡음의 영향을 받기 때문이다. 마지막으로 그림 7은 통신로 h_c를 통과한 16QAM 신호와 적응 알고리듬을 2000회 반복 수행한 후 이를 등화한 결과로서 현저한 ISI의 감소를 신호배치도로부터 확인할 수 있다.

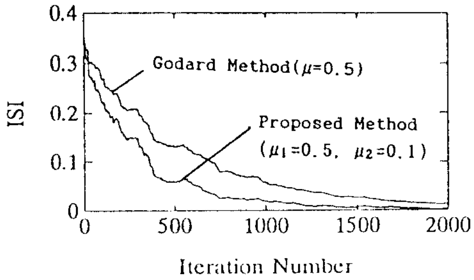


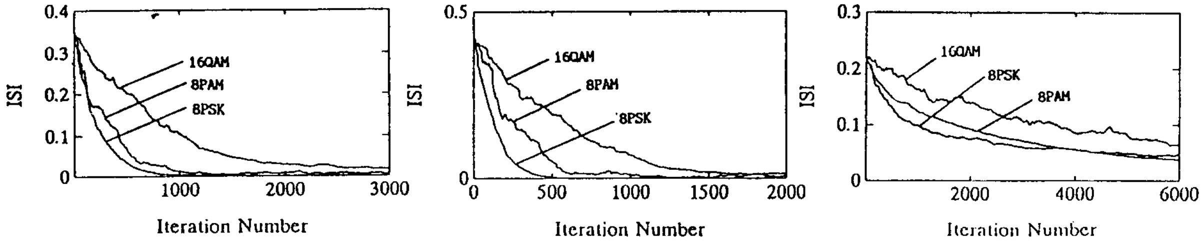
그림 4. PAM신호에 대한 수렴특성(통신로 h_c)

Fig. 4. Convergence property for PAM(channel h_c).

Ⅴ. 결 론

본 논문은 통신로 특성변화에 적응하기 위한 새로운 방법으로 학습 시퀀스 없이 등화기를 적응시킬 수 있고 비최소 위상 통신로에 대해서도 적용할 수 있는 자기적응등화 기법을 논의한 것이다. 누적률 정합에 근거한 제약 최적화 기준함수를 사용하였고, 사용된 기준함수가 국소최적값을 갖지 않음을 예시하였다. 아울러 적응 알고리듬으로 정규화 경사 탐색법을 제시하고 8PAM, 16QAM, 8PSK 신호에 대해 적용하여 성능을 예증하였다.

결론적으로 이러한 기법은 전송되는 신호에 대한 약정된 학습 시퀀스 없이 정보 시퀀스로부터 통신로 특성에 적응하여 등화를 수행할 수 있으므로 시변하



(a) 통신로 h_c의 경우
8PAM : $\mu_1=0.5, \mu_2=0.1$
8PSK : $\mu_1=\mu_2=0.05$
16QAM : $\mu_1=0.002, \mu_2=0.0005$

(b) 통신로 h_p의 경우
(수렴계수는 (a)와 동일)

(c) 통신로 h_m의 경우
8PAM : $0.01, \mu_2=0.005$
8PSK : $\mu_1=0.002, \mu_2=0.0001$
16QAM : $\mu_1=0.0001, \mu_2=0.000002$

그림 5. 수렴특성
Fig. 5. Convergence property.

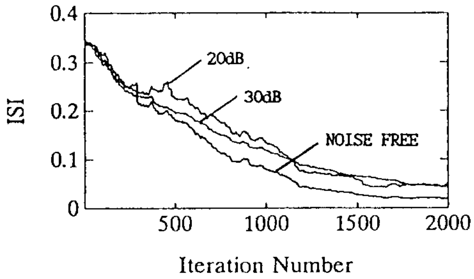


그림 6. 잡음이 있을때 16QAM신호에 대한 수렴특성
(수렴계수는 그림5(a)와 동일)
Fig. 6. Convergence property for 16QAM with noise.

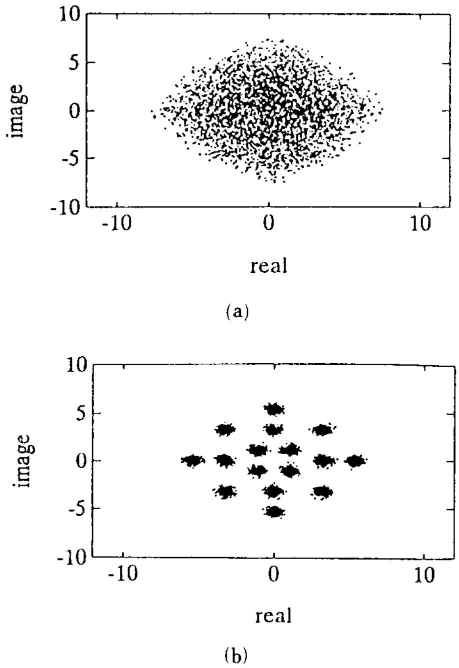


그림 7. 16QAM (V. 29)의 신호배치도
(a) 등화 전 (b) 등화 후
Fig. 7. 160QAM (V. 29) constellation.
(a) before equalization,
(b) after equalization.

는 특성을 갖는 디지탈 무선통신로와 multi-point network에서 기존의 방식보다 효과적일 수 있다.

그러나 신호의 종류에 따라 수렴계수의 영향으로 수렴특성이 달라지는 것을 모의 실험을 통해 관찰할 수 있었으며, 앞으로 수렴계수에 영향을 받지 않거나 최적으로 결정하여 수렴속도를 향상시킬 수 있는 알고리듬 개발이 지속적으로 연구되어야 할 것이다.

參 考 文 献

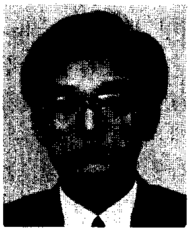
[1] Y. Sato, "A Method of Self-Recovering Equalization for Multilevel Amplitude-Modulation," IEEE Trans. Comm., vol COM-23, pp 679-682, June 1975.

[2] D. Godard, "Self recovering equalizing and carrier tracking in two-dimensional data communication system. IEEE Trans. Comm., vol COM-28, pp 1867-1875, Nov. 1980.

[3] A. Benveniste, et al, "Robust identification of a non-minimum phase system: Blind adjustment of a linear equalizer in data communication," IEEE Trans. Automat. Contr., vol. AC-25, No. 3, pp 385-399, June 1980.

[4] A. Benveniste, M. Goursat, "Blind equalizer," IEEE Trans. Comm., vol. COM-35, No. 9, pp. 877-887, Sept. 1987.
[5] G. Picchi, G. Prati, "Blind equalization and Carrier recovery using a "stop-and-go" decision-directed algorithm," IEEE Trans. Comm., vol. COM-35, No. 9, pp. 877-887, Sept. 1987.
[6] S. Qureshi, "Adaptive equalization," Proc. IEEE, vol. 73, No 9, pp. 1349-1387, Sept. 1985.
[7] Jerry M. Medel, "Tutorial on Higher-order satistics(spectra) in signal processing and system theory: Theoretical results and some application," Proc. IEEE, voo. 79, No. 3, Mar. 1991.
[8] A. Swami and J.M. Mendel, "Cumulant Based Approach to the harmonic retrieval and related problems," IEEE Trans. Signal Processing, vo. 39 No. 5, May 1991.
[9] K.W. Lucky "Principles of data communication," McGraw-Hill, 1968.
[10] Zhi Ding, et al, "On the admissibility of blind adaptive equalizers," ICASSP 90, pp. 1707-1710, 1990.
[11] Ofir Shalvi and Ehud Wein Stein, "New Criteria for Blind Deconvolution of nonminimum Phase System(Channels)," IEEE Trans on Inform. vol. 36, No. 2, March 1990.
[12] Jitendra K. Tugnait, "Identification of Linear Stochastic Systems via Second- and Fourth-order Cumulant Matching," IEEE Trans. on Inform. vol IT-33, No. 3, May 1987.
[13] A Papoulis, "Probability, Random Variables, and Stochastic Processes," Mc-Graw-Hill, 1991.
[14] R. Bitmead, B. Anderson, "Performance of Adaptive Estimation Algorithms in Dependent Random Environments," IEEE Trans. Autom. Control. vol. AC-25, pp. 788-794, 1980.

著 者 紹 介



李 宗 憲(正會員)
1962年 10月 7日生. 1985年 2月 경희대학교 전자공학과 졸업(공학사) 1987年 8月 경희대학교 대학원(공학석사). 1991年 2月 경희대학교대학원 박사과정 수료.

陳 庸 玉(正會員)
1943年 3月 21日生. 1968年 2月 연세대학교 공과대학 전기공학과 졸업. 1975年 2月 연세대학교 대학원졸업(공학석사). 1981年 8月 연세대학교 대학원 졸업(공학박사). 1980年 통신기술사. 1976年～현재 경희대학교공과대학 전자공학과 교수.