

LMS 기반 적응 등화기에서 빠른 수렴을 위한 기준신호 변형

正會員 李 基 憲* 正會員 崔 眞 豪** 正會員 朴 來 弘* 正會員 宋 翊 鎬***
正會員 朴 在 赫**** 正會員 李 炳 旭****

Modification of the Reference Signal for Fast Convergence in LMS – based Adaptive Equalizers

Gi Hun Lee*, Jinho Choi**, Rae-Hong Park*, Ickho Song***,
Jae Hyuk Park****, Byung-Uk Lee**** *Regular Members*

要 約

최소 평균 제곱(least mean squares) 알고리즘에 기반을 둔 적응 등화기의 수렴 속도는 입력신호의 공분산 행렬에 의해 결정된다. 공분산 행렬의 고유값 spread가 1에 가까울때 수렴 속도는 매우 빠르다. 본 논문에서는 LMS 기반 적응 등화기의 빠른 수렴을 위해 통계적으로 주어진 채널에 적합한 변형된 기준신호를 제안하였다. 이론적인 분석과 모의실험을 통해 LMS 기반 적응 등화기의 빠른 수렴을 얻는데 이 변형 방법이 효과적임을 알 수 있었다.

ABSTRACT

In adaptive equalizers based on least mean squares (LMS) algorithms, the convergence rate is determined by the covariance matrix of an input signal. When the eigenvalue spread of the covariance matrix is close to unity, the convergence rate is quite fast. In this paper, for fast convergence of LMS-based adaptive equalizers we propose a modified reference signal pertinent to the statistical channel. From the theoretical analysis and computer simulation, it is shown that the proposed modification method is quite effective for fast convergence of LMS-based adaptive equalizers.

*서강대학교 전자공학과
Dept. of Elec. Eng., Sogang University
**DACOM 종합연구소
R&D Center, DACOM Co., Ltd.)
***한국과학기술원 전기 및 전자공학과
Dept. of Electrical and Electronic Eng., KAIST
****대우전자 중앙연구소
Daewoo Electronics Co., Ltd.
論文番號 : 9431
接受日字 : 1994年 1月 27日

I. 서 론

신호를 전송할 때 비이상적인 채널특성 때문에 일어나는 신호의 손상으로는 각종 잡음, 인접 채널과 동일 채널간의 간섭 및 다중 경로에 의한 왜곡 등이 있으며 이 때문에 수신단에서 원신호를 복원하기

어렵고, 심할 경우 불가능한 경우도 있다. 이 손상을 채널 등화기(equalizer)로 보상할 수 있다.

적용 등화기(adaptive equalizer)^(1, 2)는 시간에 따라 변하는 채널의 특성을 그때 그때 따라가 채널의 전달함수의 역함수를 구해 원신호를 복원하는 시스템을 말한다. 적용 기법으로는 최소 평균 제곱(least mean squares : LMS) 알고리즘, 순환 최소 제곱(recursive least squares : RLS) 알고리즘을 주로 쓴다. LMS 방법^(3, 4)은 구현하기 매우 쉽고 계산량이 적으나 수렴 속도가 느리며 RLS 방법⁽⁵⁾은 수렴 속도가 빠르나 계산량이 많다. 등화기의 구조면에서는 횡단선 필터(transversal filter)와 격자 필터(lattice filter)⁽⁶⁾로 나뉘며 횡단선 필터는 구조가 단순하고 격자 필터는 모듈화된 구조를 가지고 있으며 빠른 수렴을 얻을 수 있다.

일반적으로 적용 등화기는 기준신호를 필요로 하는데, 이 기준신호는 정보의 전달을 위한 것이 아니고 채널의 특성을 파악하기 위한 신호이다. 송신단에서는 실제 데이터 전송에 앞서 수신단에 알려진 기준신호를 전송하는데 기준신호는 신호의 길이가 비교적 길고 전대역에 걸쳐 균일한 스펙트럼을 가져야 한다.⁽⁷⁾ 이 기준신호는 적용 등화기의 탭의 계수를 최적에 가깝도록 조정하는데 이용되어 실제 데이터를 전송할 때 채널을 통해 받는 왜곡을 줄이는 역할을 한다. 이 기준신호의 한 예로 TV에 발생하는 그림자상을 제거하기 위한 그림자상 제거 기준신호(ghost cancellation reference signal)가 있다.⁽⁸⁾

본 논문에서는 LMS 등화 기법을 쓰는 등화기에서 채널의 통계적인 특성이 알려져 있을 때 이 채널의 통계적 특성을 이용하여 등화기가 빨리 적응하도록 기준신호를 변형하는 방법에 대해 연구하였다. 본 논문의 구성은 다음과 같다. II절에서 LMS 등화기법의 특성을 보이고 III절에서는 적응 속도를 빠르게 하는 기준신호 변형 방법에 대해 살펴 보았다. IV절에서는 이 기준신호에 대한 적용 등화기의 입력신호 성질을 주파수 영역에서 고찰하고 V절에서는 기존의 방법과 비교하였다. VI절에서는 전산 모의 실험을 통한 제안한 방법의 성능을 보이고 VII절에서 결론을 맺었다.

II. LMS 등화기법의 특성

LMS 등화기법은 steepest descent 방법을 이용하여 구현하기 쉽고 평가 함수가 항상 convex하다. 본

절에서는 LMS 알고리즘의 계수 갱신과 수렴 특성에 대해 알아본다.

1. 계수 갱신

기준신호와 이의 채널 출력신호를 각각 $x(n)$ 과 $y(n)$ 으로 표시하면 채널의 충격 응답을 $\{h_l\}$, $l \geq 0$ 로 했을 때 이들 사이의 관계식은

$$y(n) = \sum_{l=0}^L h_l x(n-l) \quad (1)$$

과 같다. 채널의 잡음을 무시하고 적용 등화기를 유한 충격 응답(finite impulse response : FIR) 시스템으로 가정했을 때 등화기 출력 $z(n)$ 은

$$z(n) = \sum_{l=0}^{L-1} w_l y(n-l) \quad (2)$$

과 같다. 여기서 $\{w_l\}$ 는 등화기의 계수를 나타내며 L 은 등화기 탭의 개수이다. (2)식을 벡터꼴로 나타내면

$$z(n) = \underline{w}^T \underline{y}(n) \quad (3)$$

이다. 여기서 \underline{w} 와 $\underline{y}(n)$ 은 각각 등화기 계수와 등화기 입력신호 벡터이며 T 가 전치(transpose)를 나타낼 때 $\underline{w} = [w_0, w_1, \dots, w_{L-1}]^T$ 와 $\underline{y}(n) = [y(n), y(n-1), \dots, y(n-L+1)]^T$ 로 표시할 수 있다. 채널의 전달함수가 $H(z) = \sum_{l=0}^L h_l z^{-l}$ 일 때 최적 등화기의 전달함수 $W(z)$ 는

$$W(z) = \sum_{l=0}^{L-1} w_l z^{-l} = \frac{1}{H(z)} \quad (4)$$

이다. 만약 채널의 특성을 안다면 등화기 설계는 무척 손쉽고, 적응과정도 필요없다. 그러나 보통 $H(z)$ 를 모르므로

$$e(n) = x(n) - z(n) = x(n) - \underline{w}^T \underline{y}(n) \quad (5)$$

로 정의되는 오차의 제곱이 최소화되도록 등화기의 계수를 갱신한다. 즉 LMS 적응 방법은 등화기 계수를

$$\underline{w}(n+1) = \underline{w}(n) + \mu \underline{y}(n) (x(n) - z(n)) \quad (6)$$

와 같이 반복적으로 결정한다.⁽⁹⁾ 여기서 μ 는 작은 양의 실수이다.

2. 수렴 특성

계수 가중 편차(tap weight deviation) 벡터를 $\underline{c}(n) = \underline{w}(n) - \underline{w}^*$ 라 할 때

$$\underline{c}(n+1) = (I - \mu R_y) \underline{c}(n) \tag{7}$$

로 표현된다.⁽⁹⁾ 여기서 R_y 는 등화기의 입력신호 $y(n)$ 의 공분산 행렬로서 $E[\underline{y}(n) \underline{y}^T(n)]$ 로 정의된다. 여기서 E 는 기대값을 나타내며 \underline{w}^* 는 등화기 계수의 최적값인데, 이 최적값은

$$\underline{w}^* = E[\underline{y}(n) \underline{y}^T(n)]^{-1} E[\underline{y}(n) x(n)] = R_y^{-1} E[\underline{y}(n) x(n)] \tag{8}$$

로 구할 수 있다.⁽⁹⁾ LMS 알고리즘의 수렴 속도 τ 는⁽¹⁰⁾

$$\tau = \frac{1}{2\alpha} \frac{\lambda_{max}}{\lambda_{min}} = \frac{1}{2\alpha} \chi(R_y) \tag{9}$$

로 주어지며 여기서 α 는 정규화 스텝 크기(normalized step size)이다. 즉 LMS 알고리즘의 수렴 속도는 R_y 의 최대 고유값 λ_{max} 와 최소 고유값 λ_{min} 의 고유값 spread $\chi(R_y)$ 에 의해 결정되며 $\chi(R_y)$ 가 1에 가까울수록 수렴 속도가 빠르다.

III. 수렴 속도 향상을 위한 기준신호 변형

채널 특성^(11, 12)을 알고 있으면 채널 특성에 맞게 등화기를 설계하여 적응 과정을 빠르게 할 수 있다.^(13, 14) 본절에서는 채널의 통계적 특성이 알려져 있을 경우, 즉 관측에 의해 특정지역 채널의 평균과 분산을 알고 있을 때 빠른 수렴 특성을 얻을 수 있는 기준신호 변형 방법을 고찰하였다.

1. 채널에 대한 가정

채널의 특성을 파악하는 방법으로는 자기상관함수 (autocorrelation function)를 이용하는 방법과 적응 필터에 의해 추정하는 방법 등이 있으며⁽¹⁵⁾ [8]에서와 같이 특정지역에 대한 관측으로 채널의 정보를 얻을 수도 있다. 이와 같은 방법에 의해 채널의 통계적 특성이 알려져 있을 경우 채널 $\{h_k\}$ 와 잡음 $\{u_k\}$ 를 이용하여 표현하기 위해 평균채널의 전달함수 $M(z)$ 와

채널의 분산 $\text{Var}[h_k]$ 를 다음과 같이 정의한다. 채널의 전달함수 $H(z)$ 를 불규칙 다항식(random polynomial)으로 표현할 때 이의 평균을

$$M(z) = E[H(z)] = \sum_{k=1}^z E[h_k] z^{-k} = \sum_{k=0}^z \bar{h}_k z^{-k} \tag{10}$$

로 나타내고 $u_k = \bar{h}_k$ 로 정의할 때 채널의 분산을

$$\text{Var}[h_k] = E[(h_k - \bar{h}_k)^2] = E[u_k^2] = \sigma_{u_k}^2 \tag{11}$$

로 정의하고 $\{u_k\}$ 는 uncorrelated 신호 ($E[u_k u_l] = \sigma_{u_k}^2 \delta_{kl}$)라 가정한다. 채널의 충격응답이 유한차수로 표현되고 square-integrable 하다면

$$0 < E[|H(\omega)|^2] < \infty \tag{12}$$

이다.

채널을 다음의 두 가지 경우로 가정하자. 첫째로 채널이 시간에 따라 $M(z)$ 를 중심으로 변할 때 채널을 평균 $M(z)$ 에 대한 불규칙 채널로 가정한다. 두번째는 하나의 송신단에 특성이 서로 다른 여러 채널이 함께 있고 각각의 채널 특성이 크게 다르지 않을 경우 이를 평균 $M(z)$ 와 잡음으로 나타낼 수 있는 채널로 가정한다. 즉 특성이 다른 N 개의 채널의 전달함수가 각각 $H_0(z), H_1(z), \dots, H_{N-1}(z)$ 라면 그 평균은

$$M(z) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} H_n(z) \tag{13}$$

로 나타낼 수 있다. 본 논문에서는 채널 $H(z)$ 는 모르고 다만 평균채널 $M(z)$ 와 분산을 사전 지식을 알고 있다고 할 때 수신단의 적응 등화기가 보다 빨리 수렴하도록 기준신호를 변형하는 방법을 고찰하려 한다.

2. 기준신호의 변형

효과적인 기준신호는 채널의 출력 즉, 등화기의 입력신호의 공분산 행렬 R_y 의 최대 고유값과 최소 고유값이 같게 되도록 하는 신호이다. 만약 채널의 출력이 백색신호이면 공분산 행렬의 모든 고유값이 같다. 그럼 1은 변형된 기준신호를 이용한 등화시스템을 나타내며 신호신호 $v(n)$ 이 백색신호일 때 이 신호가 기준신호 변형기를 통과해 신호 $x(n)$ 으로 변형된 후 채널을 통과하여 등화기의 입력신호로 전달된다.

이 시스템의 특성을 알아보기 위해 기준신호 변형기의 전달함수 $R(z)$ 를 $R(z) = 1/M(z)$ 로 하자. 만약

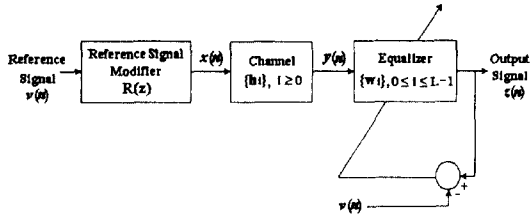


그림 1. 기준신호 변형기를 이용한 등화 시스템
Fig 1. Equalization system using the reference signal modifier.

$H(z) = M(z)$ 이라면 채널 출력 $y(n)$ 은 $v(n)$ 이 되어 적응 등화가 필요없게 된다.

$\underline{x}(n) = [x(n), x(n-1), \dots, x(n-K+1)]^T$, $\underline{h} = [h_0, h_1, \dots, h_{K-1}]^T$ 이고 K 가 채널의 차수를 의미할 때 등화기 입력 벡터 $\underline{y}(n)$ 을

$$\underline{y}(n) = \begin{bmatrix} \underline{x}^T(n) \\ \underline{x}^T(n-1) \\ \dots \\ \underline{x}^T(n-L+1) \end{bmatrix} \underline{h} = X(n)\underline{h} \quad (14)$$

로 쓸 수 있다. 기준신호 변형기의 전달함수가 $1/M(z)$ 일 때 $X(R_v)$ 의 특성을 알아보기 위해 $R_v = E[\underline{y}(n)\underline{y}^T(n)]$ 를 구해보자. 여기서 채널의 분산 벡터 $\underline{u} = [u_0, u_1, \dots, u_{K-1}]^T$ 은 zero-mean 백색잡음열 (white noise sequence)이며 각각의 분산이 $E[u_k^2] = \sigma_{u_k}^2$, $0 \leq k \leq K-1$ 이라고 가정할 때

$$E[\underline{h}\underline{h}^T] = \underline{h}\underline{h}^T + \begin{bmatrix} \sigma_{u_0}^2 & & & \\ & \sigma_{u_1}^2 & & \\ & & \dots & \\ & & & \sigma_{u_{K-1}}^2 \end{bmatrix} \quad (15)$$

로 나타낼 수 있다. 채널출력의 조건부 공분산을 구하면

$$E[\underline{y}(n)\underline{y}^T(n) | \underline{h}] = X(n) E[\underline{h}\underline{h}^T] X^T(n) = X(n) \underline{h}\underline{h}^T X^T(n) + X(n) \begin{bmatrix} \sigma_{u_0}^2 & & & \\ & \sigma_{u_1}^2 & & \\ & & \dots & \\ & & & \sigma_{u_{K-1}}^2 \end{bmatrix} X^T(n) \quad (16)$$

이며 $r(p, q) = \sum_{k=0}^{K-1} \sigma_{u_k}^2 x(n-p-k)x(n-q-k)$ 일 때

$$X(n) \begin{bmatrix} \sigma_{u_0}^2 & & & \\ & \sigma_{u_1}^2 & & \\ & & \dots & \\ & & & \sigma_{u_{K-1}}^2 \end{bmatrix} X^T(n) = \begin{bmatrix} r(0, 0) & r(0, 1) & \dots & r(0, L-1) \\ r(1, 0) & r(1, 1) & \dots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r(L-1, 0) & r(L-1, 1) & \dots & r(L-1, L-1) \end{bmatrix} \quad (17)$$

로 나타낼 수 있다. 앞에서 기준신호 변형기의 전달함수를 $1/M(z)$ 로 하였으므로

$$X(n)\underline{h} = \begin{bmatrix} v(n) \\ v(n-1) \\ \dots \\ v(n-L+1) \end{bmatrix} = \underline{v}(n) \quad (18)$$

이고 (17), (18)식에 의해 채널출력 신호의 공분산 행렬은

$$E[\underline{y}(n)\underline{y}^T(n)] = E[E[\underline{y}(n)\underline{y}^T(n) | \underline{h}]] = E[\underline{v}(n)\underline{v}^T(n)] + K\sigma_u^2 E[X(n)X^T(n)] \quad (19)$$

이다. 여기서 $\sigma_u^2 = \sum_{k=0}^{K-1} \sigma_{u_k}^2$ 로 가정하면 최종적으로

$$R_v = \sigma_v^2 I + K\sigma_u^2 R_x \quad (20)$$

을 얻는다. 여기서 $R_x = E[X(n)X^T(n)]$ 이고 σ_v^2 은 $v(n)$ 의 분산이다. (20)식에서 σ_u^2 이 충분히 작으면 R_v 의 고유값 spread $\chi(R_v)$ 는 1에 가까워 짐을 알 수 있다. 그러나 σ_u^2 이 크면 R_x 의 고유값에 영향을 끼쳐서 채널의 불확실성이 높아 빠른 등화기의 수렴 특성을 기대할 수 없으나 σ_u^2 이 작으면 빠른 수렴 특성을 기대할 수 있다.

IV. 주파수 영역에서의 성질

III절에서는 시간 영역에서 채널 출력, 즉 등화기 입력의 공분산 행렬의 고유값 spread에 대해 알아보았다. 본 절에서는 채널 출력의 전력 스펙트럼을 알아보려 한다. 전력 스펙트럼과 공분산 행렬의 고유값과는 매우 깊은 관계가 있다. 채널 출력의 공분산 행렬 R_y 의 고유값 $\lambda_l, l=1, 2, \dots, L$ 과 전력 스펙트럼 $S_y(\omega)$ 는

$$\min S_y(\omega) \leq \lambda_l \leq \max S_y(\omega), l=1, 2, \dots, L \quad (21)$$

이고 L 이 커지면 커질수록 $\lambda_{max} = \max\{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_L\}$ 와 $\lambda_{min} = \min\{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_L\}$ 은 각각 $S_y(\omega)$ 의 최대 값과 최소값에 접근한다.^(2, 16) 따라서 채널 출력의 전력 스펙트럼의 성질을 알아보는 것이 중요하다.

채널 출력의 조건부 전력 스펙트럼 $S_{y|H}(\omega)$ 는

$$\begin{aligned} S_{y|H}(\omega) &= E[Y(\omega) Y^*(\omega) | H(\omega)] \\ &= E[|R(\omega) H(\omega)|^2 V(\omega) V^*(\omega) | H(\omega)] \quad (22) \\ &= |R(\omega) H(\omega)|^2 S_v(\omega) \end{aligned}$$

이다. 여기서 $S_v(\omega) = E[|V(\omega)|^2]$ 로 기준신호 $v(n)$ 의 전력 스펙트럼이다. (15)식으로부터 채널의 전력 스펙트럼을 구하면 $E[|H(\omega)|^2] = |M(\omega)|^2 + S_u(\omega)$ 이며 $R(\omega) = 1/M(\omega)$ 로 가정하고 채널 출력의 전력 스펙트럼을 구하면

$$\begin{aligned} S_y(\omega) &= E[E[Y(\omega) Y^*(\omega) | H(\omega)]] \\ &= S_y(\omega) \left(1 + \frac{S_u(\omega)}{|M(\omega)|^2} \right) \quad (23) \end{aligned}$$

이다. 여기서 $S_u(\omega) = E[|U(\omega)|^2] = K \sigma_u^2$ 이다. 등화기 입력 $y(n)$ 의 전력 스펙트럼비 $S_y(\omega)/S_v(\omega)$ 를

$$\frac{S_y(\omega)}{S_v(\omega)} = 1 + \frac{S_u(\omega)}{|M(\omega)|^2} \quad (24)$$

로 나타낼 수 있다. (23)식으로부터 알 수 있듯이 등화기 입력의 전력 스펙트럼은 채널의 평균과 분산의 영향을 받으므로 기준신호 변형기의 전달함수를 $R(z) = 1/M(z)$ 로 할 경우 채널에 의한 등화기 입력신호의 전력 스펙트럼은 평탄한 특성을 갖지 않는다.

다음과 같이 정규화된 조건부 전력 스펙트럼 D_H (ω)를

$$\begin{aligned} D_H(\omega) &= \frac{S_{y|H}(\omega)}{S_v(\omega)} \\ &= |R(\omega) H(\omega)|^2 \quad (25) \end{aligned}$$

로 정의하자. 채널의 평균과 분산의 영향을 고려한 기준신호 변형기의 전달함수 $R(z)$ 를 구하기 위해 조건부 전력 스펙트럼의 평균 $D(\omega) = E[D_H(\omega)]$ 를

$$\begin{aligned} E[D_H(\omega)] &= E[|R(\omega)|^2 |H(\omega)|^2] \\ &= |R(\omega)|^2 (|M(\omega)|^2 + S_u(\omega)) \quad (26) \end{aligned}$$

로 쓸 수 있다. (26)식을 1로 놓으면

$$|R(\omega)|^2 = \frac{1}{|M(\omega)|^2 + S_u(\omega)} \quad (27)$$

의 관계를 얻는다. (27)식으로부터 전달함수 $R(z)$ 는

$$R(z) R(z^{-1}) = \frac{1}{M(z) M(z^{-1}) + S_u(z)} \quad (28)$$

를 만족한다. 기준신호 변형기의 전달함수 $R(z)$ 를 얻기 위해

$$M(z) M(z^{-1}) + S_u(z) = P(z) P(z^{-1}) \quad (29)$$

로 놓고 전력 스펙트럼 인수분해 (factorization)⁽¹⁷⁾를 행한다. (27)식에서 $P(z)$ 는 시스템의 안정화를 위해 최소 위상 다항식이어야 하고

$$P(z) = \frac{B(z)}{A(z)} \quad (30)$$

로 쓸 수 있다고 가정할 때

$$\begin{aligned} B(z) &= \prod_{j=1}^p (1 + b_d z^{-1}) \\ A(z) &= \prod_{c=1}^c (1 + a_c z^{-1}), |a_c| < 1, |b_d| < 1 \quad (31) \end{aligned}$$

로 나타낼 수 있다. 여기서 a_c 와 b_d 는 각각 $P(z)$ 의 pole과 zero를 의미한다. 이때 기준신호 생성기의 전달함수 $R(z)$ 는

$$R(z) = \frac{1}{P(z)} \quad (32)$$

로 나타나고 $D(\omega) = 1$ 을 만족한다. 이것은 평균적 측면에서 등화기의 입력신호의 공분산 행렬의 고유값 spread가 1이라는 것과 같다. 다음으로 $D(\omega)$ 의 분산 $\text{Var}[D(\omega)]$ 는

$$\begin{aligned} \text{Var}[D_H(\omega)] &= |R(\omega)|^4 [2|M(\omega)|^2 S_u(\omega) + P_4(\omega) - S_u^2(\omega) \\ &+ 4 \text{Re} \{M(\omega) P_3^*(\omega)\} + 2 \text{Re} \{M^2(\omega) P_2^*(\omega)\}] \quad (33) \end{aligned}$$

로 쓸 수 있다. (부록 A 참조). 여기서

$$\begin{aligned} P_4(\omega) &= E[|U(\omega)|^4] \\ P_3(\omega) &= E[|U(\omega)|^2 U(\omega)], \\ P_2(\omega) &= E[U^2(\omega)] \quad (34) \end{aligned}$$

이다. 지금까지 $\{u_k\}$ 의 분산 $\sigma_{u_k}^2$, $k=0, 1, \dots, K-1$ 은 각각 다른 값을 가지나 모든 $\sigma_{u_k}^2$ 를 구한다는 것은 실제로 불가능하기 때문에 $\{u_k\}$ 가 정규 분포를 갖고 서로 독립이며 각 분산은 σ_u^2 으로 나타낼 수 있다고 가정하면 (33)식은

$$\begin{aligned} \text{Var}[D_H(\omega)] &= \sigma_u^2 |R(\omega)|^4 \left[\sigma_u^2 \sum_{k=0}^{K-1} \sum_{l=0}^{K-1} (1 + e^{-j2(k-l)\omega}) \right. \\ &+ 2K|M(\omega)|^2 + 2 \text{Re} \left\{ M^2(\omega) \sum_{k=0}^{K-1} e^{-j2k\omega} \right\} \left. \right] \quad (35) \end{aligned}$$

와 같이 표현할 수 있다(부록 B 참조). 그리고 $|R(\omega)|^2$ 을 (27)식과 같이 정해 주면 $|M(\omega)|^2$ 이 σ_u^2 에 비해 클 때 분산 $\text{Var}[D_H(\omega)]$ 가 작아짐을 알 수 있다. 또한 σ_u^2 가 무한대로 접근하면 분산 $\text{Var}[D_H(\omega)]$ 은 0과 2 사이에 있음을 알 수 있다. 즉,

$$\lim_{\sigma_u^2 \rightarrow \infty} \text{Var}[D_H(\omega)] = \frac{1}{K^2} \sum_{k=0}^{K-1} \sum_{l=0}^{K-1} (1 + e^{-j2(k-l)\omega}) \quad (36)$$

이다(부록 C 참조). 식 (36)은 분산 $\text{Var}[D_H(\omega)]$ 이 σ_u^2 가 큰 값을 갖더라도 제한되어 있음을 뜻하며 등화기 입력신호의 전력 스펙트럼은 평탄한 특성에서 크게 벗어나지 않음을 의미한다.

V. 기존의 방법과의 비교

채널의 특성을 모를 때 사용되는 기준신호는 전력 스펙트럼이 전대역에서 평탄하고 모든 주파수 영역에서 0보다 큰 백색신호를 사용한다.⁽⁷⁾ 현재 연구되고 있는 기준신호로는 pseudo-noise sequence와 Bessel-type pulse 등이 있다. 기준신호는 등화기의 적용을 위해 쓰이는데 이의 전력 스펙트럼은 모든 영역에서 0보다 커야 채널 특성을 바르게 파악할 수 있고 신호간에 상관성이 없어야 한다.

이 백색신호는 채널의 모든 주파수 특성을 알 수 있으므로 채널의 특성을 알아낼 때 매우 유용하다. 이 백색신호를 기준신호로 사용할 때 등화기 입력신호의 특성은 채널의 특성에 의해 결정된다. 만약 채널의 전달함수의 절대값 제곱의 최대값과 최소값의 차이가 크면 등화기 입력신호의 공분산 행렬의 고유값 spread는 큰 값을 갖게 되어 등화기의 적용 방법을 LMS로 하였을 때 매우 느린 수렴 특성을 갖게 된다. 그리고 불규칙 채널의 경우 이것의 평균 전력 스펙트럼의 최대값과 최소값에 따라 평균 등화기의 수렴 속도가 결정된다. 이 방법은 채널에 대한 사전 정보가 없을 경우에 사용하는 일반적인 방법으로 기준신호 $x(n)$ 과 채널 출력 $y(n)$ 과 비교하여 차의 제곱이 최소가 되도록 시스템 $G(z)$ 를 결정한다. 즉, 식 (37)과 같이 $\{g_l\}$ 을 얻고 채널 출력을 입력으로 해서 등화할 수 있다.

$$\text{Min}_{g_l} \sum_n \left(y(n) - \sum_{l=0}^{L-1} g_l x(n-l) \right)^2 \quad (37)$$

V. 전산 모의 실험

전산 모의 실험을 기준신호로 백색 잡음열을 입력신호로 하여 기존의 방법과 제안한 방법을 비교하였다. 그림 2는 입력신호의 전력 스펙트럼을 나타내며 여기서 f 는 정규화 주파수(normalized frequency)를 의미한다. 실험에서는 (38)식의 채널을 사용하였으며 $H_1(z)$ 과 $H_2(z)$ 는 MA(Moving Average) 채널이고 $H_3(z)$ 는 AR(AutoRegressive) 채널, $H_4(z)$ 는 ARMA(AutoRegressive Moving Average) 채널이다. 여기서 각 채널의 평균은

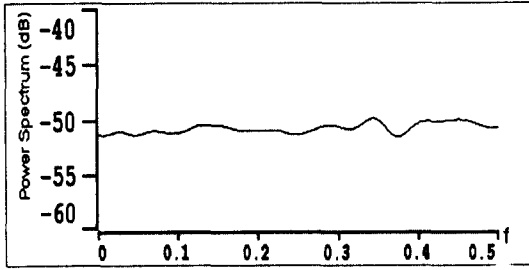


그림 2. 기준신호의 전력 스펙트럼
Fig 2. Power spectrum of a reference signal.

표 1. 각 채널의 고유값 분포

Table 1. Eigenvalue spread of each channel.

채널		$\lambda_{max} / \lambda_{min}$	
평균	분산	기존의 방법	제안한 방법
$1 + 0.8z^{-1}$	0.01	25.09	1.53
	0.05	15.12	2.36
	0.1	9.13	2.60
$1 + 0.5z^{-1} + 0.3z^{-2}$	0.01	6.74	2.11
	0.05	5.38	2.08
	0.1	4.42	2.02
$\frac{1}{1 + 0.6z^{-1}}$	0.01	17.89	1.68
	0.05	18.57	6.19
	0.1	18.57	6.19
$\frac{1 + 0.7z^{-1}}{1 + 0.5z^{-1} + 0.2z^{-2}}$	0.01	5.05	1.32
	0.05	2.42	1.83
	0.1	2.60	2.47

$$M_1(z) = 1 + 0.8z^{-1}$$

$$M_2(z) = 1 + 0.5z^{-1} + 0.3z^{-2}$$

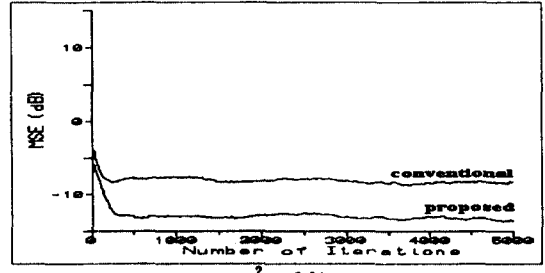
$$M_3(z) = \frac{1}{1 + 0.6z^{-1}}$$

$$M_4(z) = \frac{1 + 0.7z^{-1}}{1 + 0.5z^{-1} + 0.2z^{-2}} \quad (38)$$

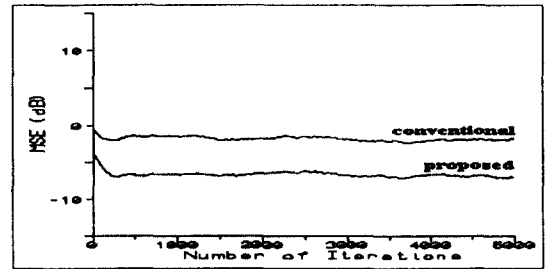
이고 분산은

$$\sigma_u^2 = 0.01, 0.05, 0.1 \quad (39)$$

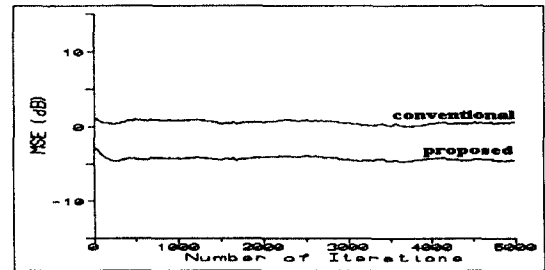
라 가정하였다.



$\sigma_u^2 = 0.01$



$\sigma_u^2 = 0.05$

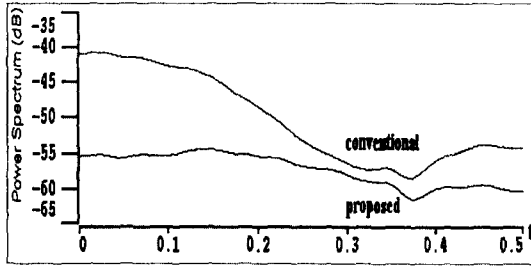


$\sigma_u^2 = 0.1$

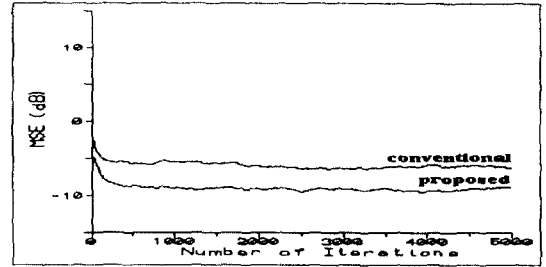
그림 3. 각 등화기의 수렴 특성 ($M(z) = 1 + 0.5z^{-1} + 0.3z^{-2}$)

Fig 3. Convergence characteristics of each equalizer ($M(z) = 1 + 0.5z^{-1} + 0.3z^{-2}$).

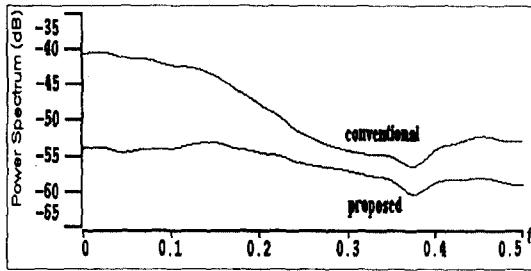
실험에 사용한 백색 잡음열의 고유값 분포는 1.2이 고 표 1은 이 신호를 입력으로 한 기존의 방법과 제안한 방법의 고유값 분포를 나타낸다. 표 1로부터 제안한 방법이 기존의 방법에 비해 고유값 분포가 작으며 채널의 분산이 작을 경우 이 특징이 뚜렷함을 알 수 있다. 이는 채널을 평균과 분산만으로 근사시킬 경우 분산이 작을수록 채널이 잘 근사화 됨을 의미한다. 특히 $H_1(z)$ 와 $H_3(z)$ 채널의 경우 채널에 의해 등화기 입력신호가 색채(color) 신호로 변환되어 저주파나



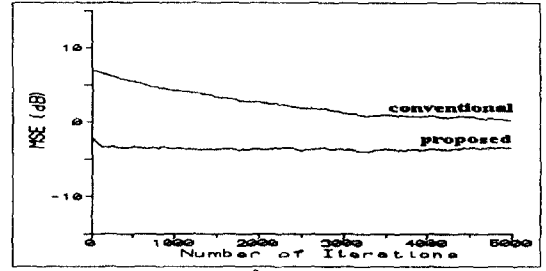
$\sigma_u^2 = 0.01$



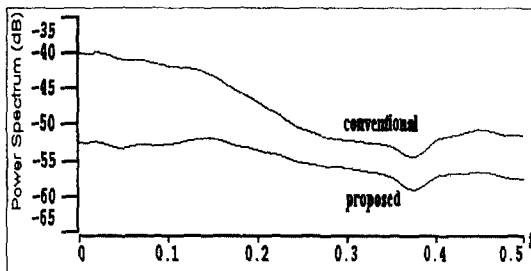
$\sigma_u^2 = 0.01$



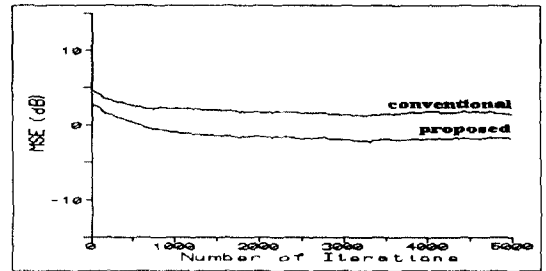
$\sigma_u^2 = 0.05$



$\sigma_u^2 = 0.05$



$\sigma_u^2 = 0.1$



$\sigma_u^2 = 0.1$

그림 4. 각 등화기의 입력 전력 스펙트럼 ($M(z) = 1 + 0.5z^{-1} + 0.3z^{-2}$)

Fig 4. Input power spectrum of each equalizer ($M(z) = 1 + 0.5z^{-1} + 0.3z^{-2}$).

그림 5. 각 등화기의 수렴 특성 ($M(z) = 1/(1 + 0.6z^{-1})$).

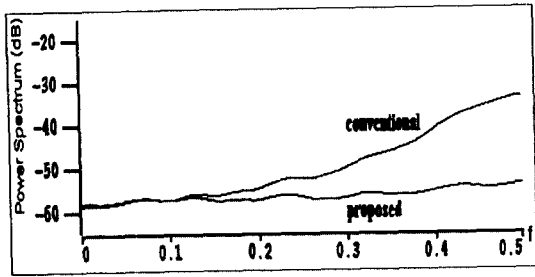
Fig 5. Convergence characteristics of each equalizer ($M(z) = 1/(1 + 0.6z^{-1})$).

고주파 대역으로 몰리게 되는 성분이 다른 채널에 비해 크게 되어 고유값 분포가 상대적으로 크다.

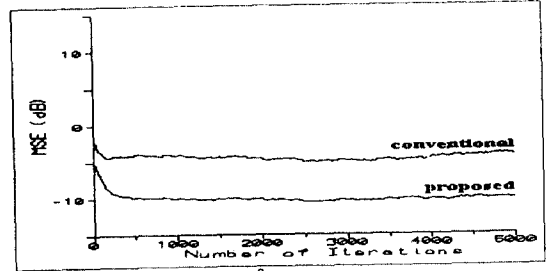
그림 3에서 그림 8까지 $H_2(z)$, $H_3(z)$, 그리고 $H_4(z)$ 채널에 대한 수렴 특성과 전력 스펙트럼을 보인다. 여기서 n 은 반복횟수이고 최대값이 5000이다. LMS 등화기의 탭수는 모든 채널에 대해 20으로 고정하고 실험하였으며 μ 값은 채널에 따라 조금씩 바뀌며 실험하였다. 또한 제안한 방법과 기존의 방법

의 성능 평가를 위하여 같은 μ 값을 사용하였는데 제안한 방법은 기존의 방법에 비해 수렴속도가 빠르므로 μ 값을 실험에서 사용한 값보다 더 크게 할 경우 기존의 방법에 비해 훨씬 빠른 수렴 특성을 가지나 같은 값을 가질 경우와의 비교를 위해 동일한 값을 채택하였다.

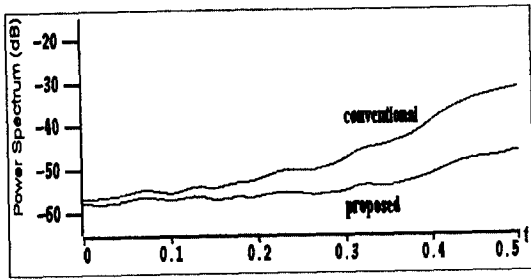
그림 3은 $H_2(z)$ 채널에 대한 수렴 특성을 나타낸다. 이로부터 알 수 있듯이 제안한 방법이 기존의 방



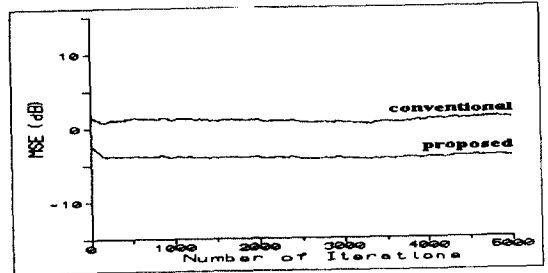
$\sigma_u^2 = 0.01$



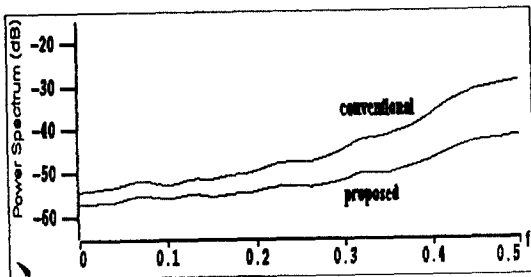
$\sigma_u^2 = 0.01$



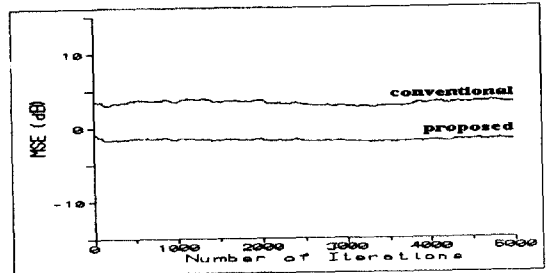
$\sigma_u^2 = 0.05$



$\sigma_u^2 = 0.05$



$\sigma_u^2 = 0.1$



$\sigma_u^2 = 0.1$

그림 6. 각 등화기의 입력 전력 스펙트럼 ($M(z) = 1/(1 + 0.6z^{-1})$).

Fig 6. Input power spectrum of each equalizer ($M(z) = 1/(1 + 0.6z^{-1})$).

법보다 빠른 수렴 특성을 나타낸다. 채널의 분산이 커짐에 따라 성능이 떨어지는 것은 채널에 관한 불확실성이 높아졌기 때문이고 분산이 커짐에 따라 기존의 방법이 점차로 불안정해지는데 반하여 제안한 방법의 성능은 분산이 작은 경우보다 떨어지지만 안정된 상태를 유지한다. 이때 분산이 0.01과 0.05일 경우 $\mu = 0.005, 0.1$ 일 경우 0.0005를 사용하였다. 그림 4는

그림 7. 각 등화기의 수렴 특성 ($M(z) = (1 + 0.7z^{-1})/(1 + 0.5z^{-1} + 0.2z^{-2})$).

Fig 7. Convergence characteristics of each equalizer ($M(z) = (1 + 0.7z^{-1})/(1 + 0.5z^{-1} + 0.2z^{-2})$).

$H_2(z)$ 채널에 대한 적응 등화기 입력신호의 전력 스펙트럼이다. 그림 4로부터 제안한 방법이 기존의 방법에 비해 등화기 입력신호의 전력 스펙트럼의 평탄한 특성을 가지고 있음을 확인할 수 있다.

그림 5는 $H_3(z)$ 채널에 대한 수렴 특성이며 그림 3과 마찬가지로 제안한 방법이 기존의 방법보다 좋은 성능을 보인다. 그림 5에서 분산이 0.01일 경우 사용

한 μ 값은 0.005이고 0.05의 경우 0.001이고 0.1의 경우 0.0005를 사용하였다. $H_3(z)$ 채널의 고유값 분포가 다른 채널에 비해 큰 것을 표 1로부터 알 수 있다. 제안한 방법의 결과는 분산이 커질수록 성능이 떨어지는 현상을 보이는데 이는 채널에 대한 평균과 분산 값만으로는 완벽한 채널의 특성을 아는데 어려움이 있다는 것을 나타내지만 완벽히 채널의 특성을 알지 않더라도 이 정보를 이용함으로써 여전히 기존의 방

법보다 빠른 수렴특성을 얻을 수 있다. 이를 달리 표현하면 제안한 방법이 사전지식으로 많은 정보를 필요로 하지 않음을 나타내며 제안한 방법의 장점은 완벽히 채널을 추정하지 않아도 수렴성이 좋다는 점이다. 그림 6의 각 등화기 입력신호의 전력 스펙트럼을 비교하면 제안한 방법의 전력 스펙트럼이 비교적 전 주파수 영역에 고른 분포를 가짐과 입력신호가 채널을 통과했을 경우의 왜곡이 작음을 확인할 수 있다.

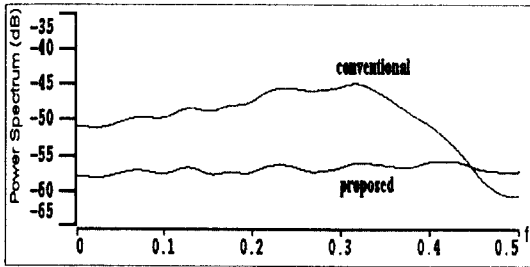
그림 7은 $H_4(z)$ 채널의 수렴 특성을 보인다. 이 경우 역시 제안한 방법이 기존의 방법에 비해 빠른 수렴 특성을 가짐을 알 수 있고 분산이 0.01과 0.05의 경우 $\mu = 0.05$ 이고 0.1의 경우 $\mu = 0.0005$ 이며 기존의 방법이 수렴 특성이 좋지 않은 반면 제안한 알고리즘이 빠르게 수렴함을 알 수 있다. 그림 8로부터 알 수 있듯이 제안한 방법의 등화기 입력 신호의 전력 스펙트럼이 기존의 방법에 비해 평탄하게 나타난다.

제안한 방법은 채널에 대한 정보로 평균과 분산을 필요로 하고 채널을 평균과 분산으로 잘 근사화시킬 수 있을 때 채널에 의한 왜곡을 잘 보상할 수 있으며 지금까지 실험결과로부터 채널의 불확실성이 커지더라도 기존의 방법에 비해 빠르게 수렴하는 특성을 가짐을 알 수 있다. 특히 채널의 분산이 0.1일 경우 기존의 방법이 발산을 할 수도 있는 상태에 있지만 제안한 방법은 안정한 이점을 가지고 있다. 또 빠른 수렴을 위해 등화기의 구조를 바꾸지 않으므로 수신단이 복잡한 구조를 가질 필요가 없으며 LMS만으로도 충분히 수렴함을 장점으로 들 수 있다.

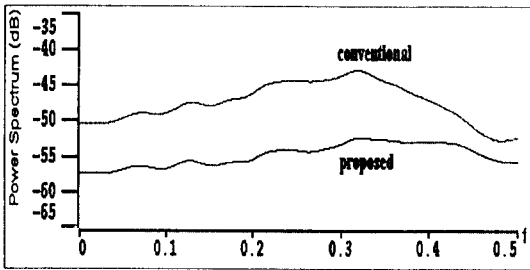
Ⅶ. 결 론

적응 등화기는 채널의 역함수를 구함으로써 심볼 간의 간섭이나 잡음을 제거하는데 쓰인다. 이 적응 등화기범종에서 LMS 방법은 비교적 빠른 수렴특성을 가지고 있으며 하드웨어 구현이 용이하기 때문에 많은 분야에서 사용되고 있다. LMS 방법 등을 이용할 경우 훈련 신호를 전송하여 등화기의 계수를 갱신하는 기간과 실제 데이터를 전송하는 기간으로 나눈다. 훈련 신호를 짧게 전송할수록 한정된 시간내에 더 많은 데이터를 전송할 수 있는데 이를 위해 보다 빠른 수렴이 요구된다.

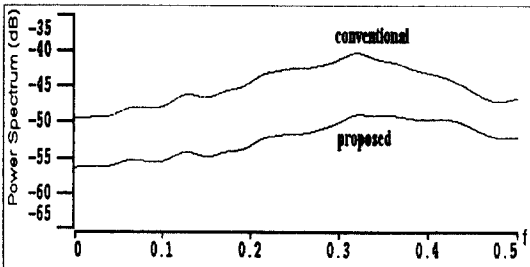
본 논문에서는 LMS 방법의 수렴속도가 등화기 입력신호의 공분산 행렬의 고유값 spread에 의해 결정됨을 이용하여 고유값 spread가 평탄한 특성을 갖도록 하는 기준신호 변형 방법에 관해 연구하였다. 채



$\sigma_u^2 = 0.01$



$\sigma_u^2 = 0.05$



$\sigma_u^2 = 0.1$

그림 8. 각 등화기의 입력 전력 스펙트럼 ($M(z) = (1 + 0.7z^{-1}) / (1 + 0.5z^{-1} + 0.2z^{-2})$).
Fig 8. Input spectrum of each equalizer ($M(z) = (1 + 0.7z^{-1}) / (1 + 0.5z^{-1} + 0.2z^{-2})$).

널의 통계적 특성을 알고 있을 때 즉, 평균값과 분산을 알고 있을 경우 이를 이용하여 기준신호 변형기를 만드는 방법에 대해 이론적으로 고찰하고 이를 이용하여 더 빠른 수렴 특성을 얻었고 모의 실험을 통해 기준신호 변형 방법이 기존의 방법과 비교하여 빠른 수렴특성을 가짐을 확인하였다. 추후 과제로 보다 다양한 채널 모델에 대한 실험과 다른 기준신호를 이용하는 방법들에 대한 실험을 들 수 있다.

附 錄 A

(25)식과 (26)식에 의해

$$\begin{aligned} \text{Var}[D_H(\omega)] &= E[\{D_H(\omega) - E[D_H(\omega)]\}^2] \\ &= |R(\omega)|^4 E[\{|H(\omega)|^2 - (|M(\omega)|^2 + S_u(\omega))\}^2] \\ &= |R(\omega)|^4 E[|H(\omega)|^4 - (|M(\omega)|^2 + S_u(\omega))^2] \quad (A 1) \end{aligned}$$

로 쓸 수 있다. 여기서 $E|H(\omega)|^4$ 과 $(|M(\omega)|^2 + S_u(\omega))^2$ 을 구하면

$$\begin{aligned} E[|H(\omega)|^4] &= E\{(|M(\omega) + U(\omega) (M^*(\omega) + U^*(\omega))|^2)\} \\ &= E\{(|M(\omega)|^2 + |U(\omega)|^2)^2 + (M(\omega) U^*(\omega) + M^*(\omega) U(\omega))^2 \\ &\quad + 2(|M(\omega)|^2 + |U(\omega)|^2) (M(\omega) U^*(\omega) + M^*(\omega) U(\omega))\} \\ &= |M(\omega)|^4 + P_4(\omega) + 2S_u(\omega) |M(\omega)|^2 + M^2(\omega) P_2^*(\omega) \\ &\quad + M^{*2}(\omega) P_2(\omega) + 2S_u(\omega) |M(\omega)|^2 \\ &\quad + 2(M(\omega) P_3^*(\omega) + M^*(\omega) P_3(\omega)) \\ &= |M(\omega)|^4 + P_4(\omega) + 4S_u(\omega) |M(\omega)|^2 \\ &\quad + 2\text{Re}\{M^2(\omega) P_2^*(\omega)\} + 4\text{Re}\{M(\omega) P_3^*(\omega)\} \quad (A 2) \end{aligned}$$

이고

$$(|M(\omega)|^2 + S_u(\omega))^2 = |M(\omega)|^4 + 2|M(\omega)|^2 S_u(\omega) + S_u(\omega)^2 \quad (A 3)$$

이므로 식 (A 2)와 (A 3)을 식 (A 1)에 대입하면 식 (33)을 얻는다.

附 錄 B

$\{u_k\}$ 가 uncorrelated인 경우⁽¹⁸⁾

$$\begin{cases} E[u_k u_l] = \sigma_u^2 \delta_{kl}, & k=l, \\ = 0, & k \neq l. \end{cases}$$

$\{u_k\}$ 가 Gaussian일 경우

$$\begin{cases} E[u_k u_l u_p u_q] = \sigma_u^4, & (k=l) \neq (p=q), (k=p) \\ \neq (l=q), (k=q) \neq (l=p), \\ = 3\sigma_u^4, & k=l=p=q, \\ = 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

이며

$$\begin{aligned} \textcircled{1} S_u(\omega) &= K \sigma_u^2 \\ \textcircled{2} E[|U(\omega)|^2 U(\omega)] &= 0 \\ \textcircled{3} E[|U(\omega)|^2] &= \sum_{k=0}^{K-1} \sum_{p=0}^{K-1} \sum_{q=0}^{K-1} \sum_{l=0}^{K-1} \\ &\quad E[u_k u_l u_p u_q] e^{-j(k+l)\omega} e^{j(p+q)\omega} \\ &= 3K \sigma_u^4 + \sum_{k=0}^{K-1} \sum_{p=0}^{K-1} \sum_{(k \neq p)} \sigma_u^4 e^{-j2(k-p)\omega} + 2K(K-1) \sigma_u^4 \quad (A 4) \end{aligned}$$

이다. 그러므로

$$\begin{aligned} \text{Var}[D_H(\omega)] &= |R(\omega)|^4 [2|M(\omega)|^2 S_u(\omega) + P_4(\omega) - S_u^2(\omega) \\ &\quad + 4\text{Re}\{M(\omega) P_3^*(\omega)\} + 2\text{Re}\{M^2(\omega) P_2^*(\omega)\}] \\ &= |R(\omega)|^4 [2K \sigma_u^2 |M(\omega)|^2 + 3K \sigma_u^4 \\ &\quad + \sum_{k=0}^{K-1} \sum_{p=0}^{K-1} \sum_{(k \neq p)} \sigma_u^4 e^{-j2(k-p)\omega} \\ &\quad + 2K(K-1) \sigma_u^4 - K^2 \sigma_u^4 + 2\sigma_u^2 \text{Re} \left\{ M^2(\omega) \sum_{k=0}^{K-1} e^{-j2k\omega} \right\}] \\ &= |R(\omega)|^4 \sigma_u^2 [2K |M(\omega)|^2 + 3K \sigma_u^2 \\ &\quad + \sum_{k=0}^{K-1} \sum_{p=0}^{K-1} \sum_{(k \neq p)} \sigma_u^2 e^{-j2(k-p)\omega} \\ &\quad + 2K(K-1) \sigma_u^2 - K^2 \sigma_u^2 + 2\text{Re} \left\{ M^2(\omega) \sum_{k=0}^{K-1} e^{-j2k\omega} \right\}] \\ &= \sigma_u^2 |R(\omega)|^4 \left[\sigma_u^2 \sum_{k=0}^{K-1} \sum_{l=0}^{K-1} (1 + e^{-j2(k-l)\omega}) + 2K |M(\omega)|^2 \right. \\ &\quad \left. + 2\text{Re} \left\{ M^2(\omega) \sum_{k=0}^{K-1} e^{-j2k\omega} \right\} \right] \quad (A 5) \end{aligned}$$

로 나타낼 수 있다.

附 錄 c

(A5) 식으로부터

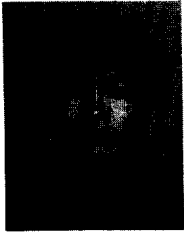
$$\begin{aligned} \lim_{\sigma_w^2 \rightarrow \infty} \text{Var}[D_H(\omega)] &= \frac{2K(K-1)}{K^2} + \frac{3}{K} - 1 \\ &+ \frac{1}{K^2} \sum_{k=0}^{K-1} \sum_{l=0}^{K-1} (k \neq l) e^{-j2(k-l)\omega} \\ &= 1 + \frac{1}{K} + \frac{1}{K^2} \sum_{k=0}^{K-1} \sum_{l=0}^{K-1} (k \neq l) e^{-j2(k-l)\omega} \\ &= \frac{1}{K^2} \sum_{k=0}^{K-1} \sum_{l=0}^{K-1} (1 + e^{-j2(k-l)\omega}) \end{aligned} \quad (A 6)$$

로 나타낼 수 있다.

參 考 文 獻

1. S. U. H. Qureshi, "Adaptive equalization," *Proc. IEEE*, vol. 73, pp. 1349-1387, Sep. 1985.
2. A. Gersho, "Adaptive equalization of highly dispersive channels for data transmission," *Bell Syst. Tech. J.*, vol. 48, pp. 55-70, Jan. 1969.
3. J. G. Proakis, *Digital Communication*. McGraw-Hill, Inc., 1989.
4. S. Haykin, *Adaptive Filter Theory*. 2nd ed., McGraw-Hill, Inc., 1989.
5. D. N. Godard, "Channel equalization using a Kalman filter for fast data transmission," *IBM J. Res. Develop.*, vol. 18, pp. 267-273, May 1974.
6. E. H. Satorius and S. T. Alexander, "Channel equalization using adaptive lattice algorithms," *IEEE Trans. Commun.*, vol. COM-27, pp. 899-905, June 1979.
7. T. J. Wang, "Complex-valued ghost cancellation reference signal for TV broadcasting," *IEEE Trans. Consumer Electronics*, vol. CE-37, pp. 731-746, Nov. 1991.
8. V. Tawil and L. D. Claudy, "Performance of television ghost canceling systems under field test conditions," *IEEE Trans. Consumer Electronics*, vol. CE-38, pp. x viii-x x v, Aug. 1992.
9. B. Widrow and S. D. Stearns, *Adaptive Signal Processing*. Prentice-Hall, Inc., 1985.
10. J. R. Treichler, C. R. Johnson, Jr., and M. G. Larimore, *Theory and Design of Adaptive Filters*. John Wiley & Sons, Inc., 1987.
11. J. A. Hoffmeyer, "Measurement, modeling, and simulation of digital LOS microwave channels with applications to outage prediction," *IEEE Trans. Commun.*, vol. COM-39, pp. 1295-1305, Sep. 1991.
12. C. A. Siller, Jr., "Multipath propagation," *IEEE Commun. Mag.*, vol. 22, pp. 6-15, Feb. 1984.
13. R. W. Chang, "A new equalizer structure for fast start-up digital communication," *Bell Syst. Tech. J.*, vol. 54, pp. 1969-2014, July/Aug. 1971.
14. S. U. H. Qureshi, "Fast start-up equalization with periodic training sequences," *IEEE Trans. Inform. Theory*, vol. IT-23, pp. 553-563, Sep. 1977.
15. J. O. Smith, and B. Friedlander, "Adaptive multipath delay estimation," *IEEE Trans. Acoustics, Speech, Signal Processing*, vol. ASSP-33, pp. 812-822, Aug. 1985.
16. G. Ungerboeck, "Theory on the speed of convergence in adaptive equalizers for digital communication," *IBM J. Res. Develop.*, vol. 16, pp. 546-555, Nov. 1972.
17. S. J. Orfanidis, *Optimum Signal Processing: An Introduction*. Macmillan, Inc., 1985.
18. A. Papoulis, *Probability, Random Variables, and Stochastic Processes*. Second ed., McGraw-Hill, Inc., 1984.

본 연구는 대우전자(주) 연구비 지원에 의하여 수행되었음.



李 基 憲 (Gi Hun Lee) 정회원
1967년 2월 24일생
1989년 2월 : 서강대학교 전자공학과 졸업(공학사)
1993년 8월 : 서강대학교 전자공학과 대학원 졸업(공학석사)
1993년 8월~현재 : 서강대학교 전자공학과 박사과정

※주관심분야 : 적응 신호처리, 영상부호화



崔 眞 豪 (Jinho Choi) 정회원
1967년 1월 14일생
1989년 2월 : 서강대학교 전자공학과 졸업(공학사)
1991년 2월 : 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 졸업(공학석사)
1994년 2월 : 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 졸업(공학박사)

1994년 2월~현재 : DACOM 종합연구소 음성팀 선임연구원
※주관심분야 : 음성부호화, 통계학적 신호처리, 비선형시스템 이론



朴 來 弘 (Rae-Hong Park) 정회원
1954년 1월 1일생
1976년 2월 : 서울대학교 전자공학과(공학사)
1979년 8월 : 서울대학교 전자공학과(공학석사)
1981년 6월 : Stanford Univ. 전기공학과(공학석사)

1984년 6월 : Stanford Univ. 전기공학과(공학박사)
1990년 1월~1990년 1월 : Univ. of Maryland, College Park, Center for Automation Research, Computer Vision Lab. 객원부교수

1984년 9월~현재 : 서강대학교 전자공학과 교수
※주관심분야 : 영상통신, 컴퓨터 비전, 패턴인식

宋 翊 鎬 (Ick Ho Song) 정회원
第 19 卷 第 2 號 參照

현재 : 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 부교수



李 炳 旭 (Byung-Uk Lee) 정회원
1957년 1월 14일생
1979년 2월 : 서울대학교 전자공학과 졸업(공학사)
1981년 8월 : 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 졸업(공학석사)
1990년 6월 : Stanford Univ. 전기공학과(공학박사)

1981년 8월~1985년 8월 : 대우전자 중앙연구소
1990년 7월~현재 : 대우전자 영상연구소 책임연구원
※주관심분야 : 영상부호화, 컴퓨터 비전, 컴퓨터 그래픽스



朴 在 赫 (Jae Hyuk Park) 정회원
1962년 2월 12일생
1984년 2월 : 한양대학교 전자공학과(공학사)
1984년 2월~현재 : 대우전자 영상연구소 연구2팀 선임연구원

※주관심분야 : 디지털 HDTV, 그림자상 제거 시스템, 디지털 통신