

QAM 복조용 새로운 다단계 자력복구 군집형 채널등화기

論 文
49D-5-7

New Multi-Stage Blind Clustering Equalizers for QAM Demodulation

黃 有 模* · 李 中 鉉** · 宋 晉 鎬***
(Hu-Mor Hwang · Joong-Hyun Lee · Jin-Ho Song)

Abstract - We propose two new types of multi-stage blind clustering equalizers for QAM demodulation, which are called a complex classification algorithm(CCA) and a radial basis function algorithm(RBFA). The CCA uses a clustering technique based on the joint gaussian probability function and computes separately the real part and imaginary part for simple implementation as well as less computation. In order to improve the performance of CCA, the Dual-Mode CCA(DMCCA) incorporates the CCA tap-updating mode with the decision-directed(DD) mode. The RBFA reduces the number of cluster centers through three steps using the classification technique of RBF and then updates the equalizer taps for QAM demodulation. Test results on 16-QAM confirm that the proposed algorithms perform better the conventional multi-state equalizers in the senses of SER and MSE under multi-path fading channel.

Key Words : blind equalization, multi-stage, clustering, CCA, DMCCA, RBFA

1. 서 론

제한된 디지털 통신 채널 대역폭으로 인한 심볼간 간섭 (ISI)을 줄이기 위해 훈련열(training sequence)을 이용한 채널등화기를 사용하는데 이는 구현의 용이 및 빠른 start-up 채널등화의 이점이 있지만 다중경로 페이딩(multipath fading) 등에 의해 채널상황이 악화되는 경우에는 훈련열을 사용하지 않고 수신 심볼에만 의존하는 자력복구 채널등화(blind equalization)만큼 급격한 채널 상황변화에 잘 대응하지 못하는 것으로 알려져 있다[1].

자력 복구 채널 등화 기법을 이용하여 심볼간 간섭과 부가 잡음을 줄이기 위하여 많은 알고리즘들이 제안되고 있지만 [1]-[4], 심볼간 간섭과 부가 잡음에 의해 왜곡된 수신 신호는 송신 신호와 같이 각 복소 심볼에 해당하는 하나의 점들(single points)로 구성이 되어있지 않고 군집들(clusters)의 형태로 수신되고 있다. 최근 [5]에서와 같이 각 송신 심볼들의 유사성을 확률적으로 계산하여 수신 신호의 실수부와 허수부를 각각 같은 평균과 분산을 갖는 가우시안(gaussian) 분포로 가정하여 설정한 군집을 사용하는 알고리즘에 대한 연구가 활발히 이루어지고 있다[5]-[8].

채널 등화 시스템의 등가 기저대역 모델을 그림 1과 같이 나타내면 수신 신호 $r(k)$ 는 ISI와 채널 노이즈에 의해 왜곡

이 되어 군집 형태로 수신이 된다. Karaoguz 등[6]은 수신 신호는 가우시안 분포를 따른다는 중심 극한 정리(central limit theorem)에 따라 조인트 가우시안(joint gaussian) 분포를 갖는 채널 등화기 입력에 대하여 설정한 군집의 중심과 수신신호를 비교하여 채널등화를 하는 알고리즘을 제안했는데, 이 알고리즘은 사후 확률(a posteriori probability)를 계산하여 데이터 심볼이 가질 수 있는 값 중에서 이 확률을 최대로 하는 값을 추정하는 기법(maximum likelihood estimator : MLE)이다.

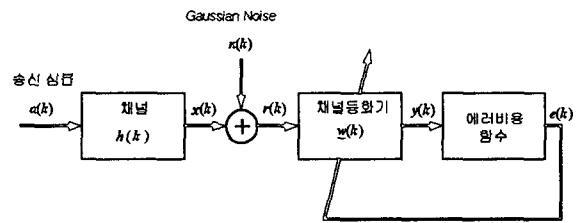


그림 1 채널 등화 시스템의 등가 기저대역 모델
Fig. 1 Equivalent baseband model of a channel equalization system

MLE 방식에서 조인트 가우시안 확률밀도 함수(joint gaussian probability density function)로 각 군집을 표현한 비용함수(cost function)는 식 (1)과 같다.

$$\Psi(\underline{w}_R, \underline{w}_I) = \log \left[\sum_n \exp \left(-\frac{1}{2\sigma^2} \left[(y_R - \mu_{x_n})^2 + (y_I - \mu_{y_n})^2 \right] \right) \right] \quad (1)$$

여기서 y_R, y_I 은 등화기 출력의 실수 및 허수 부분이고,

* 正 會 員 : 明知大 電氣情報制御工學部
/情報通信教育센터 副教授 · 工博
** 準 會 員 : 퍼스널텔레콤(株) 研究員
*** 準 會 員 : 明知大 情報制御工學科 博士科程
接受日字 : 2000年 2月 17日
最終完了 : 2000年 4月 10日

μ_{x_n}, μ_{y_n} 은 n 개의 군집의 각 중심이며, w_R, w_I 는 등화기 복소 탭 계수벡터의 실수 및 허수 부분이다. 그리고 M -ary QAM에서 $n = M$ 을 나타낸다.

채널등화기의 계수는 비용함수의 미분값인 오차 함수를 사용하여 식 (2)와 (3)와 같이 실수부와 허수부가 독립적으로 갱신된다.

$$w_R(k+1) = w_R(k) + \alpha \frac{\partial \Psi(w_R, w_I)}{\partial w_R} \quad (2)$$

$$w_I(k+1) = w_I(k) + \alpha \frac{\partial \Psi(w_R, w_I)}{\partial w_I} \quad (3)$$

여기서 QPSK 신호에 대한 오차함수 값은 다음과 같다.

$$\frac{\partial \Psi(w_R, w_I)}{\partial w_R} = -\frac{1}{\sigma^2} \sum_{m=1}^2 \sum_{n=0}^2 \Omega_{mn}(y_R, y_I) \cdot [(y_R - \mu_m)r_R + (y_I - \mu_n)r_I] \quad (4)$$

$$\frac{\partial \Psi(w_R, w_I)}{\partial w_I} = -\frac{1}{\sigma^2} \sum_{m=1}^2 \sum_{n=0}^2 \Omega_{mn}(y_R, y_I) \cdot [(y_I - \mu_n)r_R - (y_R - \mu_m)r_I] \quad (5)$$

그리고

$$\Omega_{mn}(y_R, y_I) = \frac{1}{\left(1 + \exp\left(-\frac{2\mu_m y_R}{\sigma^2}\right)\right) \left(1 + \exp\left(-\frac{2\mu_n y_I}{\sigma^2}\right)\right)} \quad (6)$$

여기에서 m, n 은 QPSK 신호의 실수 및 허수 부분의 심볼 수이고, r_R, r_I 는 등화기 입력의 실수 및 허수 부분, 그리고 σ^2 은 채널 노이즈의 variance 이다.

MLE 기법에서는 σ^2 을 이용하여 군집 형태로 수렴을 판단하는데, σ^2 값은 실험적으로 정한다. 또한 등화기의 입력 신호는 모든 군집 중심과의 관계를 모두 계산하여 결정하게 되므로 M -ary QAM 신호의 채널등화 경우 계산량이 증가하여 구현하기가 복잡하게 된다.

이런 문제점을 보완하기 위하여 S. Chen등[8]은 송신단에서 전송한 심볼 시퀀스(symbol sequence)와 확률적으로 가장 근접한 시퀀스를 수신단에서 추정하는 MLE에 의한 시퀀스 추정 기법을 제안했다. 이 기법에서는 M -ary QAM 신호를 $\sqrt{M} = Q = 2^L$ 인 L -단계의 다단계로 항상 QPSK 신호의 형태로 등화기의 탭 계수를 식 (7)에 의해 갱신하며 각 단계마다 σ^2 의 군집 형태를 실험적으로 정해놓고 어느 정도 수렴이 되면 다음 단계로 진행된다.

$$w_i(k+1) = w_i(k) + \alpha \frac{\partial J_c(w(k), y(k))}{\partial w_i} \quad (7)$$

식 (7)에서 $w(k)$ 는 등화기의 복소 탭 계수 벡터, $y(k)$ 는 등화기의 출력, 그리고 $0 \leq i \leq m-1$ 이고, m 은 등화기의 탭수이다. 식(7)의 비용함수는 다음과 같다.

$$J_c(w, y(k)) = \sigma^2 \sum_{q=0}^Q \sum_{l=0}^Q \exp\left(-\frac{(y(k) - y_{ql})^2}{2\sigma^2}\right) \quad (8)$$

여기서 y_{ql} 은 각 단계마다 미리 정해놓은 군집들의 중심이다.

Chen 기법[8]은 기존의 알고리즘에 비해 계산량이 많이 감소하였지만, 각 단계에서는 QPSK의 형태로 계산이 되나 고차(high order) QAM 경우 단계가 증가 할수록 2^L 으로 복잡도가 증가하는 단점이 있다.

이 문제점을 보완하기 위해 본 논문에서는 첫 번째 형태의 알고리즘들로서 조인트 가우시안 확률 밀도함수를 이용한 군집기법을 사용하여 단계가 증가하더라도 항상 QPSK 형태로만 계산 하도록 계수 갱신에 필요한 함수를 선정하여 다단계 채널등화를 수행하는 복소분류 알고리즘(Complex Classification Algorithm : CCA)과 이중모드 CCA(Dual-Mode CCA : DMCCA)를 제안한다.

군집기법을 이용한 대부분의 알고리즘들은 등화기의 입력 신호가 조인트 가우시안 분포를 갖는다는 가정하에 군집을 설정하고 그 군집의 중심을 이용하여 등화기의 탭 계수를 갱신하는 기법이다. 이 경우, 채널에 의해 왜곡된 수신 신호들이 각 군집의 중심에서 같은 거리에 존재할 때 오차를 보상할 값을 정하지 못하는 경우가 발생하게 된다. 최근 이러한 문제점을 보완하기 위해 Chen등[9]은 조인트 가우시안 확률 밀도 함수에 의해 설정된 대칭의 군집 중심 대신, Bayesian 등화기와 같이 간단한 구조를 갖는 Radial Basis Function (RBF) 네트워크의 중심을 설정하는 방식을 이용하여 비대칭의 새로운 군집의 중심을 설정하는 기법을 제안했다. 그러나, 이 기법으로 군집의 중심을 설정할 경우 채널의 전달 함수가 고차 일 때는 중심의 수가 무한정 증가하고, 특정 채널의 전달 함수를 설정하여야만 한다는 단점이 있으므로 자력 복구하는 등화기에는 적용할 수가 없다.

본 논문에서 제안하는 두 번째 기법은 RBF의 비대칭 중심에 의한 군집 기법을 이용하여 새로운 군집의 중심을 형성, 그 중심을 사용하여 채널의 전달함수가 고차인 경우에도 자력복구 채널등화를 수행할 수 있는 RBF Algorithm(RBFA)이다.

2장과 3장에서는 각각 제안한 CCA, DMCCA 및 RBF들을 설명하며 16-QAM 수신 데이터에 대한 시뮬레이션을 통해 제안한 알고리즘들의 성능을 평가한다. 마지막으로 결론을 4장에서 맺는다.

2. 복소 분류 알고리즘(CCA)

각 송신 심볼들의 유사성을 확률적으로 계산하여 수신 신호의 실수부와 허수부를 각각 같은 평균과 분산을 갖는 가우시안 분포로써 가정하여 설정한 군집을 이용하는 기존의 채널등화 기법들은 등화기의 입력신호를 항상 모든 군집의 중심들과 비교하기 때문에 구현이 복잡하고 많은 계산량이 요구된다. 이런 문제점을 보완하기 위해 본 절에서는 등화기 입력 신호의 실수부분과 허수 부분을 나누어 계산함으로써 계산량을 줄이는 기법을 제안한다.

2.1 복소분류 알고리즘(CCA)

다단계 자력복구 군집 채널등화 알고리즘은 입력 신호가 들어올 때마다 모든 군집의 중심과 입력신호간의 확률적인 비용함수를 계산하여 전체합 값에 따라서 등화기의 출력이 결정되므로 많은 계산이 필요하다. 그러므로, 제안하는 CCA에서는 입력 신호가 들어왔을 때 실수 부분과 허수 부분을 각각 따로 계산하므로써 모든 군집의 중심과 비교 할 필요 없이 인접 두 군집의 중심만 비교하면 되므로 계산이 편리하고 구현이 간단하게 된다.

MLE 방식으로 조인트 가우시안 확률 밀도함수를 이용한 일반 비용함수의 실수와 허수 부분에 대한 식은 다음과 같다.

$$\Psi(y_R(k)) = \sum_{m=1}^Q \exp\left[-\frac{(y_R(k) - \mu_m)^2}{2\sigma^2}\right] \quad (9)$$

$$\Psi(y_I(k)) = \sum_{n=1}^Q \exp\left[-\frac{(y_I(k) - \mu_n)^2}{2\sigma^2}\right] \quad (10)$$

식 (9)와 (10)을 이용한 등화기의 탭 계수의 실수와 허수부분 갱신은 식 (11)과 (12)와 같이 수행된다.

$$w_{iR}(k+1) = w_{iR}(k) + \alpha \frac{\partial \Psi(y_R(k))}{\partial w_{iR}} \quad (11)$$

$$w_{iI}(k+1) = w_{iI}(k) + \alpha \frac{\partial \Psi(y_I(k))}{\partial w_{iI}} \quad (12)$$

CCA는 M-ary QAM 신호를 $\sqrt{M} = Q = 2^L$ 인 L-단계의 다단계로, 항상 QPSK 신호의 형태로 등화기의 탭 계수 갱신을 하는 알고리즘이다. 따라서, (9)와 (10)식을 QPSK에 적용했을 때의 오차함수 값은 다음과 같다.

$$\frac{\partial \Psi(y_R(k))}{\partial w_{iR}} = \sum_{m=1}^2 \sum_{n=1}^2 \left[\left\{ -\frac{(y_R(k) - \mu_m)}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{(y_R(k) - \mu_m)^2}{2\sigma^2}\right) \right\} r_R(k) + \left\{ -\frac{(y_I(k) - \mu_n)}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{(y_I(k) - \mu_n)^2}{2\sigma^2}\right) \right\} r_I(k) \right] \quad (13)$$

$$\frac{\partial \Psi(y_I(k))}{\partial w_{iI}} = \sum_{m=1}^2 \sum_{n=1}^2 \left[\left\{ -\frac{(y_I(k) - \mu_n)}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{(y_I(k) - \mu_n)^2}{2\sigma^2}\right) \right\} r_R(k) - \left\{ -\frac{(y_R(k) - \mu_m)}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{(y_R(k) - \mu_m)^2}{2\sigma^2}\right) \right\} r_I(k) \right] \quad (14)$$

여기에서 $r_R(k)$, $r_I(k)$ 은 등화기 입력 신호의 실수와 허수 부분이다. 각 단계에서 군집의 중심은 다단계 자력복구 군집형 채널등화 알고리즘에서 정한 군집 중심과 동일하게 설정한다.

그림 2는 다중경로를 위한 채널 임펄스 응답을 나타내고 그림3은 그림 2의 다중경로 페이딩 및 $\sigma^2 = 0.6$ 채널 상황에서 CCA를 이용한 QPSK 수신신호의 군집 형태를 나타낸다.

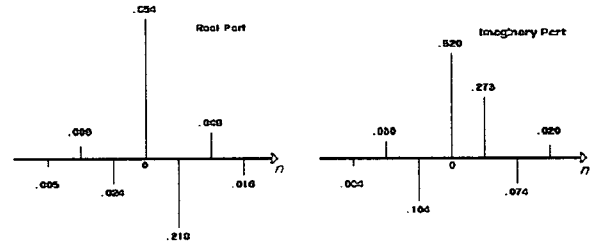


그림 2 채널의 임펄스 응답
Fig. 2 Channel impulse response

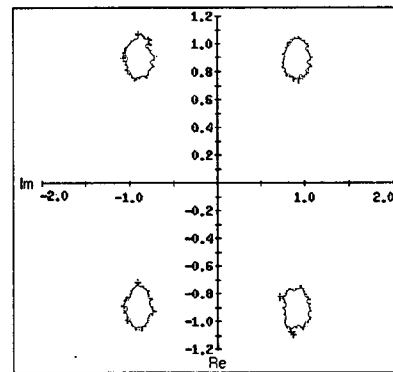


그림 3 $\sigma^2 = 0.6$ 과 그림 2의 다중경로 채널상황하에 CCA를 이용한 QPSK의 군집
Fig. 3 QPSK clusters by CCA under $\sigma^2 = 0.6$ and multipaths of Fig. 2

기존의 다단계 자력복구 군집형 채널등화 알고리즘은 두 번째 단계부터는 QPSK 형태이지만, 등화기에 들어온 수신 신호를 모든 군집과 비교하는 알고리즘이기 때문에 실제 복잡도는 자승적으로 증가한다. 그러나 CCA는 여러 단계를 거치더라도 항상 인접 두 군집만 비교하면 되므로 복잡도가 증가하지 않고 복잡도나 계산량에서 항상 첫 번째 단계와 똑같은 구조를 갖는다. 그러므로, 단계가 증가할 때마다 군집의 중심만을 바꿔주면 되므로 구현이 용이하다.

2.2 이중모드 복소 분류 알고리즘(DMCCA)

최근 제안된 Dual-Mode Generalized Sato Algorithm (DMGSA)[10]에서는 수신 심볼이 신호성파(constellations) 내의 어떤 정해진 영역에 포함되면 직접결정(decision directed : DD) 모드를 이용하고 그 영역을 벗어나면 Generalized Sato Algorithm(GSA)[2]로 채널등화기 계수를 갱신하므로써 DD 모드의 수동적 변환이 필요 없게 된다.

제안하는 DMCCA에서는 DMGSA 형태로 등화기의 출력 신호가 군집의 영역 D_k 내에 포함되지 않으면 식 (9)-(14)

와 같이 CCA 기법으로 계수를 갱신하여 ISI를 제거하고, 출력 신호가 군집의 영역 D_k 내에 포함되면 식 (15)과 같이 DD 모드로 계수갱신을 수행하므로써 빠른 수렴을 얻는다. 군집의 영역을 나타내는 D_k 는 등화기 탭계수 갱신모드를 결정하는 신호성좌 내의 결정영역으로서 신호성좌점을 중심으로 한변이 2 d인 정사각형이다.

$$w(k+1) = w(k) - \alpha [(y_R(k) - \hat{y}_R(k)) + j(y_I(k) - \hat{y}_I(k))] r^*(k), \quad y(k) \in D_k \quad (15)$$

식 (15)에서 $\hat{y}_R(k)$, $\hat{y}_I(k)$ 는 slicer 출력의 실수 및 허수부분이며 $(y_R(k) - \hat{y}_R(k)) + j(y_I(k) - \hat{y}_I(k))$ 는 DD 에러를 각각 나타낸다.

2.3 시뮬레이션 결과

그림 1에서 입력 심볼 $a(k)$ 는 평균이 영, 분산이 $E[|a(k)|^2]$ 인 i.i.d(independent identically distributed)의 랜덤변수이고, $n(k)$ 는 가산 백색 가우시안 채널 노이즈(AWGN)로 평균이 영, 분산이 $E[|n(k)|^2] = \sigma_n^2$ 이며, 입력 심볼과 통계적으로 독립이라 가정한다. 시뮬레이션에서는 채널 등화기 입력에서의 신호대 잡음비(SNR)를 다음과 같이 정의하였다.

$$SNR = 10 \log_{10} \frac{E[|x(k)|^2]}{\sigma_n^2} \quad (dB)$$

제안한 알고리즘들의 성능을 평가하기 위하여 10.76MHz 전송 심볼율을 갖는 16-QAM 수신 데이터를 고려했으며 SNR이 24dB인 백색가우시안 채널에서 그림 2의 채널 임펄스 응답을 사용하여 다중 경로를 첨가했으며 채널등화기 탭 수는 23으로 선정하였다.

Signal Processing Workstation(SPW)를 사용한 첫 번째 시뮬레이션은 [4]에서 사용한 다중 경로 채널하에서 수행되었다. 그림 4는 각 알고리즘을 적용하여 채널등화를 수행한 약 10,000 iterations 후 신호성좌들이다. 다중 경로를 통과한 신호는 왜곡이 심하며 closed eye 상태를 알 수 있다. Constant Modulus Algorithm(CMA)[3]는 위상 에러를 따라가지 못하는 반면 Chen 기법[8]과 제안한 알고리즘들은 비슷한 수렴 성능을 보이고 있다. 여기서 CMA에 사용된 $R=13.2$ 이고, DMCCA 에서 사용된 D_k 의 영역은 첫 번째 단계에서는 0.25, 두 번째 단계에서는 0.01일 때의 결과를 나타낸다.

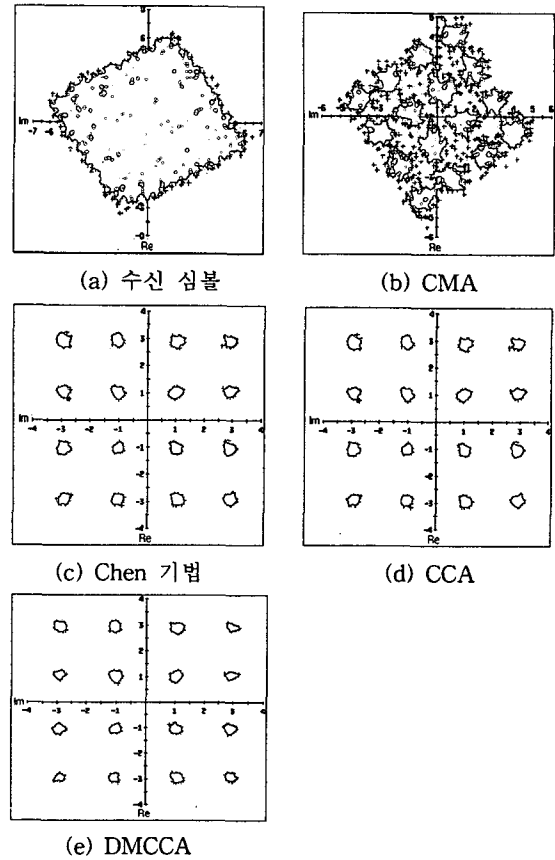
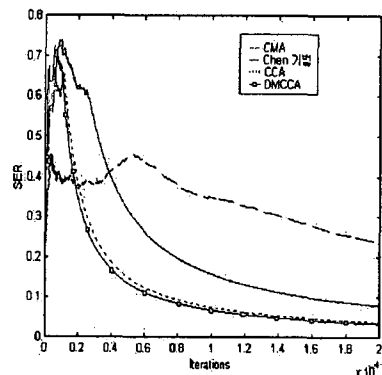


그림 4 채널등화후 신호 성좌 분포 ; (a) 수신심볼, (b) CMA, (c) Chen 기법, (d) CCA, (e) DMCCA

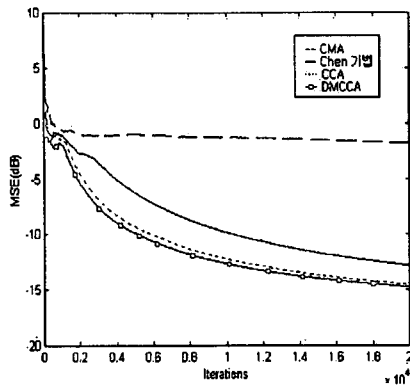
Fig. 4 Constellations after channel equalizations ; (a) received symbols, (b) CMA, (c) Chen algorithm, (d) CCA, (e) DMCCA.

그림 5는 SER 및 MSE를 나타내는데 CCA와 DMCCA는 약간의 차이가 있지만 기존의 알고리즘들보다 제안된 알고리즘들의 SER이 월등히 낮아 알고리즘이 안정됨을 보인다.

CMA는 위상 에러가 심하기 때문에 MSE가 크고, Chen 기법과 제안된 알고리즘들의 MSE는 줄어들고 있다. 그러나, 제안된 알고리즘들이 기존의 Chen 기법 보다 각 샘플 수에서 MSE가 적은 값을 가진다. 이는 빠른 수렴을 이루고 있음을 나타낸다.



(a) SER

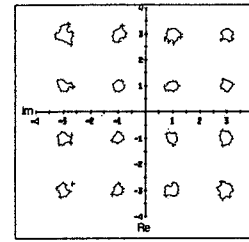
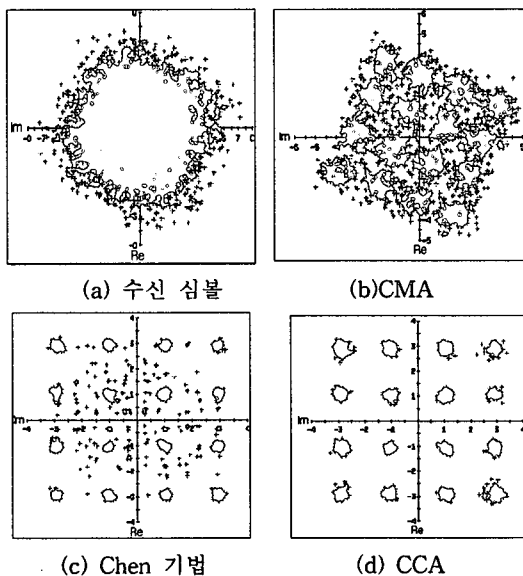


(b) MSE

그림 5 Iteration 수에 따른 SER과 MSE
Fig. 5 The SERs and MSEs vs iterations

두 번째 시뮬레이션은 전화 채널[8]하에서의 채널등화 성능을 비교한 것으로 그림 6은 각 알고리즘을 수행한 약 10,000 iterations 후의 신호 성좌 분포를 나타낸다.

전화 채널을 통과한 신호는 왜곡이 심하며 역시 closed eye 상태임을 알 수 있다. CMA를 적용한 경우 $R=13.2$ 을 사용했다. DMCCA에서 사용된 D_k 의 영역은 다중 경로 채널과 마찬가지로 첫 번째 단계에서는 0.25, 두 번째 단계에서는 0.01일 때의 결과를 나타낸다. 신호 성좌 분포에서 보듯이 CMA는 위상 에러를 보상하지 못하며, Chen 기법은 수렴이 되지 않는 반면, 제안된 알고리즘들은 모두 수렴이 된다. 시뮬레이션 결과는 제안된 알고리즘이 다른 여러 알고리즘에 비해 여러 채널에서의 수렴의 우수성을 보여주고 있다.



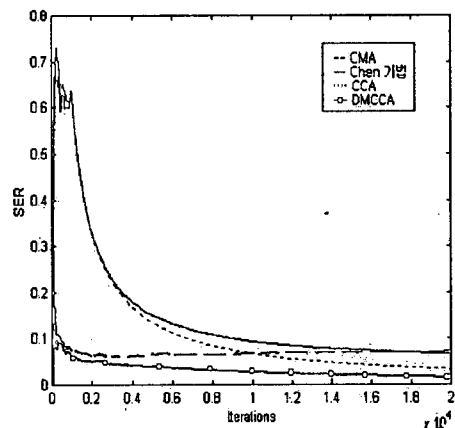
(e) DMCCA

그림 6 전화채널 상황하에서의 채널등화후 신호 성좌분포 ; (a) 수신심볼, (b) CMA, (c) Chen 기법, (d) CCA, (e) DMCCA

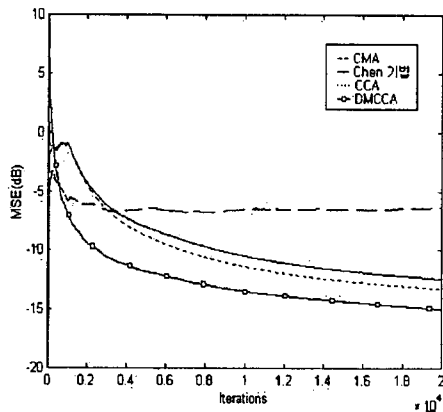
Fig. 6 Constellations after channel equalization under telephone channel ; (a) received symbols, (b) CMA, (c) Chen algorithm, (d) CCA, (e) DMCCA.

그림 7은 각 알고리즘을 적용한 후의 SER과 MSE를 나타낸다. 전화 채널하에서는 CMA가 초기에는 open eye 성능이 우수하기 때문에 초기 샘플 수에서는 낮은 값을 가지나, 샘플 수가 증가함에 따라 위상 에러를 잡지 못하므로 다른 알고리즘에 비해 에러율이 증가함을 알 수 있다. 그리고 Chen 기법의 SER도 낮은 편이나, 샘플 수가 증가함에 따라 제안된 알고리즘에 비하여 높다.

MSE면에서도 CMA는 수렴을 이루지 못하고 있으며, 다른 알고리즘은 오차가 줄어들어 수렴을 이루고 있으나, 기존의 Chen 기법에 비해 같은 샘플 수에서 오차의 값이 작은 제안된 알고리즘들이 보다 빠른 수렴을 이루고 있음을 나타내고 있다. 특히, 제안된 알고리즘들 사이에서도 오차의 차이를 알 수 있다. 비슷한 시뮬레이션 결과가 [12]에 제시되었다.



(a) SER



(b) MSE

그림 7 전화 채널하에서의 SER과 MSE
Fig. 7 SERs and MSEs vs iterations under telephone channel

3. Radial Basis Function Algorithm

RBF 네트워크는 Bayesian 등화기와 같은 구조를 가지고 있는데, maximum likelihood decision을 사용하여 채널등화를 위해 전송된 신호를 수렴하게 할 중심을 정의하여 실제 구조 면에서 많은 이점을 보아고 있다[9]. 그러나, 실제 채널의 차수가 증가할수록 정의되는 중심의 수가 너무 많은 문제점이 있다. 이를 극복하기 위하여 유사한 중심들을 여러 집합들로 중심의 개수를 줄이는 방법이 제안되었으나[11], 이 방법을 이용하여 수신신호를 채널등화하기 위해서는 전송채널의 전달함수를 알아야만 하다는 단점이 있다.

본 논문에서는 RBF의 중심 설정 방식을 이용하여 중심을 추출하고 정의하여 새로운 군집을 형성한 후 채널 특성을 알지 못하는 경우에도 자력 복구를 수행할 수 있는 RBFA를 제안한다.

3.1 RBF 네트워크에 의한 군집 생성

본 절에서는 RBF 네트워크 출력과 채널등화기 입력 벡터 간의 mapping 관계 및 RBF 네트워크에 의한 군집 형성과정을 설명한다.

3.1.1 RBF 네트워크

RBF 네트워크는 그림 8에서 보는 바와 같이 네트워크 환경에 연결된 source nodes로 구성된 입력 계층과 입력 벡터에 비선형 변환을 적용하는 hidden 계층, 그리고 hidden 계층으로부터의 출력을 가중치의 합으로 표현하는 출력 계층으로 구성되어 있다.

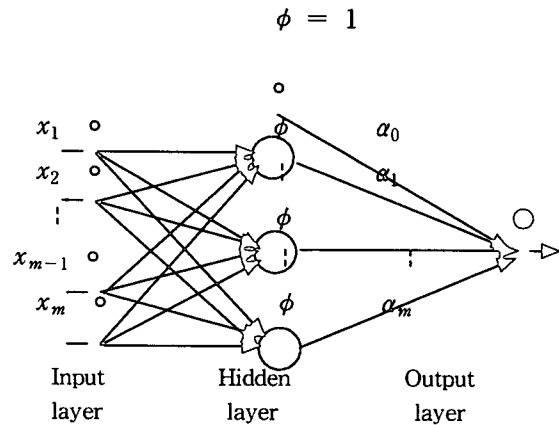


그림 8 RBF 네트워크 구성도
Fig. 8 RBF network

Hidden 계층에서의 각 node는 등화기의 차수 q 에 의해 $q+1$ 차인 입력 벡터의 위치 벡터로, 입력 벡터가 RBF의 중심들에 근접했을 때 강한 반응을 일으킨다. Basis 함수는 입력 벡터와 중심 벡터 사이의 거리를 최소화함으로써 그 출력이 최대가 되기 때문에 일반적으로, $q+1$ 차 가우시안 함수가 된다.

RBF 네트워크의 출력은 식 (16)과 같이 등화기 입력 벡터의 mapping 함수 F 로 표현된다.

$$F = \sum_{i=1}^M \alpha_i \exp(-\|x_q(k) - c_i\|^2 / 2s_i) \quad (16)$$

여기서 α_i 는 출력 계층의 가중치이고, c_i 는 basis 함수의 중심 벡터, 그리고 s_i 는 basis 함수의 분포 정도를 나타내는 변수이다.

RBF 네트워크는 입력 벡터 $x_q(k)$ 가 근접한 중심의 그룹에 따라 수신 신호를 분류하는데 자력복구 채널 등화기를 위하여 RBF 네트워크의 특성 중에서 중심을 설정하는 방식만을 활용한다.

3.1.2 군집 추출

군집 생성을 위한 원신호 $a(k)$ 는 같은 확률로 $\{\pm 1\}$ 의 값을 갖는 서로 독립적인 이진 시퀀스이며, 채널의 출력은 식 (17)와 같다.

$$x(k) = \sum_{i=0}^d h_i a_{d-i}(k) \quad (17)$$

여기에서, $x(k)$ 는 군집 생성을 위한 실험 채널의 출력 h_i 는 실험 채널의 임펄스 응답, p 는 채널의 차수, 그리고 d 는 채널 지연이다.

일반적인 RBF에서는 저차의 여러 채널들을 선택하여 군집 형성을 훈련하나, 여기서는 여러 채널에 따라 군집의 중심을 달리 설정하는 방식이 아닌 한 번 설정된 군집을 자력복구 군집 등화 알고리즘에 적용한다. 따라서, 임의의 저차 채널들 보다는 심볼간 간섭이 적은 전형적인 채널을 사용하여 중심

을 추출해 사용한다. 이러한 이유로 [12]에 나타나 있는 바와 같이 심볼간 간섭이 적은 것으로 증명된 전형적인 전화 채널을 사용하여 군집의 중심을 추출한다.

새로운 군집의 형성을 위해 고려한 채널의 전달 함수는 식 (18)과 같다.

$$H(z) = 0.04 - 0.05z^{-1} + 0.07z^{-2} - 0.21z^{-3} - 0.05z^{-4} + 0.72z^{-5} + 0.36z^{-6} + 0.0z^{-7} + 0.21z^{-8} + 0.03z^{-9} + 0.07z^{-10} \quad (18)$$

여기서, 채널의 차수 p 는 10이 된다. 그리고, 그래프적으로 중심들을 정의하기 위하여 등화기의 차수 q 를 1로 가정할 때 출력 $x(k)$ 가 한번 결정될 때의 채널의 출력은 11개의 신호가 되며, 가능한 최대 출력 수는 $2^{11} = 2048$ 개가 된다. 다음의 연속적인 채널의 출력 $x_{i+1}(k)$ 까지는 두 배의 수가 된다. 따라서, 등화기에 입력 가능한 최대의 수 $M = 2^{p+q+1}$ 개가 된다.

식 (17)에 식 (18)를 적용한 채널의 출력 $x(k-1)$ 과 $x(k)$ 는 각각 다음과 같다.

$$\begin{aligned} x(k-1) &= 0.04a(k-1) - 0.05a(k-2) + 0.07a(k-3) \\ &\quad - 0.21a(k-4) - 0.05a(k-5) + 0.72a(k-6) \\ &\quad + 0.36a(k-7) + 0.0a(k-8) + 0.21a(k-9) \\ &\quad + 0.03a(k-10) + 0.07a(k-11) \end{aligned} \quad (19)$$

$$\begin{aligned} x(k) &= 0.04a(k) - 0.05a(k-1) + 0.07a(k-2) \\ &\quad - 0.21a(k-3) - 0.05a(k-4) + 0.72a(k-5) \\ &\quad + 0.36a(k-6) + 0.0a(k-7) + 0.21a(k-8) \\ &\quad + 0.03a(k-9) + 0.07a(k-10) \end{aligned} \quad (20)$$

군집 생성을 위한 원신호 이진 시퀀스를 이용해 이차원의 QAM 복조에 사용될 중심을 선택하므로 채널의 출력을 연속된 두 출력으로 계산한다. 이 때 12개의 신호, $a(k), \dots, a(k-11)$ 는 수신 신호 $r_q(k) = [r(k), r(k-1)]$ 의 중심이 되어 $r(k), r(k-1)$ 를 각각 실수부와 허수부로 설정한 것이 그림 9(a)에 나타난 바와 같이 모두 4096개가 된다.

중심들이 너무 많아 군집 형성을 판단할 수 없으므로 다음 세 단계 과정을 거쳐 중심의 개수를 줄인다. 첫 번째 단계에서는 군집을 형성하기 위해 각 중심에서 중심간의 Euclidean 거리가 0.02이하가 되는 범위 안에 중심의 개수가 50개 이상인 부분만을 선택한다. 이 선택된 군집들의 각 중심을 두 번째 단계에서 선택한다.

세 번째 단계에서는 등화에 필요한 중심들이 각 분면의 경계면에 존재한다면, 수신된 신호가 제대로 수렴될 수 없기 때문에, 각 분면에 접한 중심들을 제거한다. 이와 같은 세 단계 과정 거쳐 최종적으로 18개의 중심을 선택할 수 있다. 그림 9(a)는 4096개 중심의 분포, (b)는 군집을 형성한 중심의 분포, (c)는 군집의 중심, 그리고 (d)는 최종적으로 선택된 18개의 중심에 의한 4개의 군집을 각각 나타낸다.

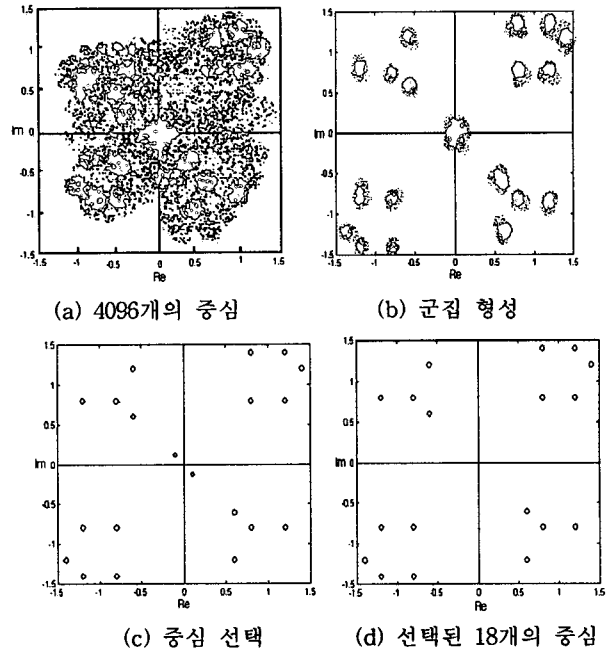


그림 9 식 (18)의 전달 함수를 이용하여 추출한 군집 중심들의 분포와 중심의 수를 줄여 최종 선택된 군집 중심의 분포

Fig. 9 Distributions of cluster centers using the transfer function of Eq. (18)

3.2 RBFA

3.1절에서 생성한 군집들의 중심들은 비대칭을 이루고 있으므로 수신 신호가 각 중심의 중간에 위치하는 경우를 막을 수 있다. 따라서 추출된 중심들을 이용하여 RBFA에서는 식 (21)과 같이 등화기의 탭 계수를 갱신하는 확률적 경사도 알고리즘에 적용하여 채널 등화기의 계수 벡터를 갱신한다.

$$w(k+1) = w(k) - \alpha e(k) r^*(k) \quad (21)$$

여기서 에러신호 $e(k)$ 는 수신 신호 $r(k)$ 가 가우시안 확률밀도 함수를 이룬다는 가정 하에 다음과 같이 전체 군집 중심들에 대한 총합으로 계산된다.

$$e(k) = \sum_{i=0}^4 \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp\left(-\frac{(y(k) - c_i)^2}{2\sigma^2}\right) (y(k) - c_i) \quad (22)$$

식 (22)을 적용한 다단계 등화기는 M -ary QAM 신호를 항상 QPSK의 형태, $\sqrt{M} = 2^L$ 인 L -단계로 나누어 계수 갱신을 하게 된다.

16-QAM 복조를 위한 RBFA의 첫 번째 단계에서는 중심들의 크기를 2배로 하여 등화기 탭 계수를 갱신하므로써 입력된 수신신호를 신호 중 가장 가까운 중심으로 각 분면에 대략적으로 수렴하게 한다. 여기에 사용된 σ^2 은 실험적으로 정한다.

두 번째 단계에서는 각 분면으로 분산된 신호들을 정확히 수렴시키는 단계로서, 설정한 군집의 중심들을 각 분면의 각

각의 중심으로 계산하여 수행토록 한다. 이 두 단계 각각에 대한 군집의 형태가 그림 10에서 보여진다.

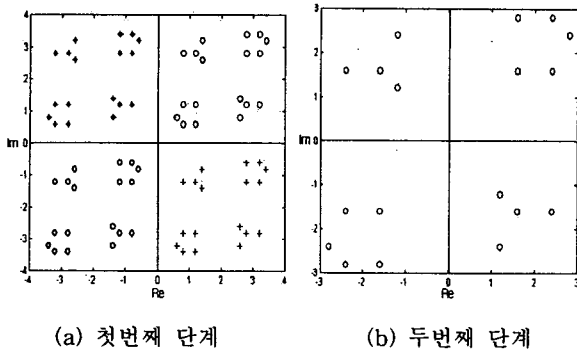


그림 10 16-QAM의 경우 두 단계의 군집 분포
Fig. 10 Two-stage distributions of cluster centers for 16-QAM

3.3 시뮬레이션 결과

SPW를 이용한 시뮬레이션은 16-QAM 신호를 사용했으며 조인트 가우시안 확률밀도 함수를 이용한 군집형 채널등화 알고리즘인 Chen 기법[8]과 비교하여 그 성능을 시험했다. 그림 2의 채널 임펄스 응답을 사용했으며 10.76MHz의 심볼율을 갖는 신호를 12배 샘플링하여 raised cosine filter를 사용하여 전송하였다. Roll-off factor는 0.5로 정했고 SNR은 24dB, 그리고 등화기 탭수는 23으로 하였다.

그림 11은 위상 오차와 신호의 수렴정도를 나타내주는 신호 성좌로써 채널을 통과한 수신 심볼의 신호 성좌는 그림 6(a)와 같으며, 그림 11(a)는 Chen기법을 이용한 군집형 채널 등화기의 등화 후 약 10,000 iterations에서의 신호성좌로, 수렴이 되지 않고 있다. 그림 11(b)는 제안한 RBFA를 적용하여 채널등화 후의 신호 성좌로 수렴이 되는 것을 보여준다.

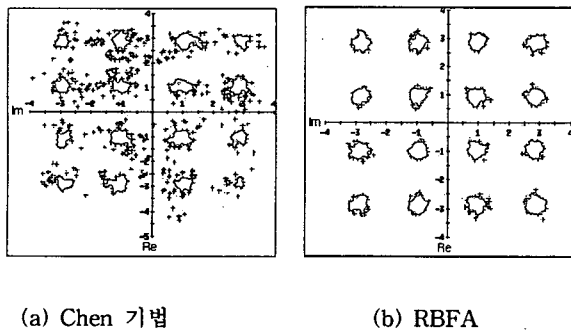


그림 11 채널등화후 신호 성좌 분포 ; (a) Chen 기법,
(b) RBFA
Fig. 11 Constellations after channel equalizations ; (a) Chen algorithm, (b) RBFA

그림 12는 iteration 수에 따른 MSE 및 SER 값들을 나타내는데 RBFA 가 Chen 기법보다 MSE 면에서 성능이 우수

함을 알 수 있으며 iteration 수가 증가함에 따라 MSE 값은 차이가 증가한다. SER 면에서도 RBFA가 더 안정적임을 알 수 있다. 비슷한 시뮬레이션 결과가 [13]에 제시되었다.

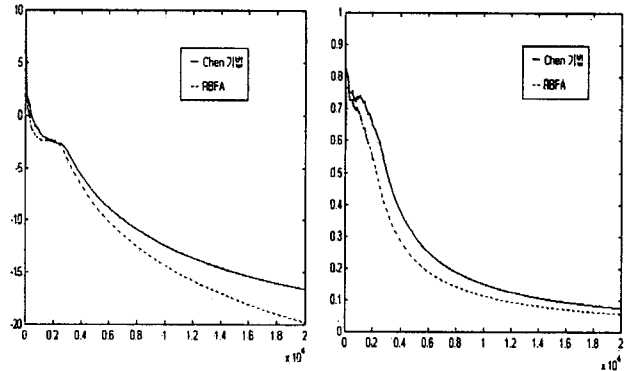


그림 12 Iteration 수에 따른 MSE와 SER
Fig. 12 MSEs and SERs vs iterations

4. 결 론

본 논문에서는 QAM 복조를 위한 두 가지 형태의 다단계 자력복구 군집 채널 등화 알고리즘들을 제안했다. 첫 번째 제안한 CCA 와 DMCCA는 조인트 가우시안 확률밀도 함수를 이용한 군집기법을 사용하여 단계가 증가하더라도 항상 QPSK 경우로만 계산을 유지하도록 계수갱신에 필요한 함수를 선정하여 다단계 채널등화를 수행함으로써 기존의 다단계 알고리즘들보다 구조면에 있어서 간단하고 계산량도 적다.

대칭인 군집 중심의 특성에 의해 수신 신호가 각 중심과의 거리가 같아 보상되어야 할 값을 정하지 못하는 경우를 위해 RBF 네트워크의 중심 설정 방식을 이용하여 비대칭인 새로운 군집과 그 중심을 선정하여 고차 전달함수를 갖는 채널의 특성을 알지 못하더라도 자력복구 채널등화를 할 수 있는 RBFA를 두 번째로 제안하였다.

제안한 알고리즘들을 16-QAM 수신 데이터에 적용하여 시뮬레이션 한 결과 수신 신호성좌 및 심볼 에러율 면에서 기존 알고리즘들 보다 성능이 우수했다. 이 결과는 QAM 수신기를 위한 채널등화의 성능향상을 도모하는데 활용된다.

감사의 글

이 연구는 일부 정보통신부에 정보통신 우수시범학교 지원사업에 의하여 수행된 것임.

참 고 문 헌

- [1] A. Benveniste and M. Goursat, "Blind Equalizers," IEEE Trans. Comm., vol. COM-32, no. 8, pp. 871-883, Aug. 1984.
- [2] Sato, "A method of self-recovering equalization for multi-level amplitude modulation systems," IEEE Trans. Comm., vol. COM-23, pp. 679-682, June 1975.
- [3] D. N. Godard, "Self recovering equalization and carrier tracking in two-dimensional data communication system," IEEE Trans. Comm., vol. COM-35, pp.1867-1875, Nov. 1980.
- [4] G. Picchi and G. Prati, "Blind Equalization and carrier recovery using a 'stop-and-go' decision-directed algorithm," IEEE Trans. Comm., vol. COM-35, pp. 877-887, Sep. 1987.
- [5] G. E. Hinton, S. J. Nowlan, "The bootstrap Widrow-Hoff rule as a cluster formation algorithm," Neural Computation, no.2, pp.355-362, 1990.
- [6] J. Karaoguz and S.H. Ardalan, "A soft decision-directed blind equalization algorithm applied to equalization of mobile communication channels," in Proc. ICC'92 (Chicago), vol.3, pp.343.4.1-343.4.5, 1992.
- [7] J. R. Treichler, "Application of blind equalization techniques to voiceband and RF modem," in Preprints 4th IFAC Int. Symposium Adaptive Systems in Control and Signal Processing(France), pp.705-713, 1992.
- [8] S. Chen, S. McLaughlin, P.M. Grant and B. Mulgrew, "Multi-stage blind clustering equalizer," IEEE Trans. Comm., vol. COM-43, no.2/3/4, pp.701-705, Feb. 1995.
- [9] S. Chen, B. Mulgrew, and P. M. Grant, "A clustering technique for digital communications channel equalization using radial basis function networks," IEEE Trans. Neural Networks, vol. 4, pp. 570-579, 1993.
- [10] V. Weerackody and S.A. Kassam, "Dual-mode type algorithm for blind equalization," IEEE Trans. Comm., vol COM-42, no. 6, pp.22-28, Jan. 1994.
- [11] J. Lee, C. Beach, and N. Tepedelenlioglu, "A practical radial basis function equalizer," IEEE Trans. Neural Networks, vol. 10. no. 2, pp. 450-455, 1999.
- [12] 이중현, 황유모, 최병욱, "Multi-Stage 자력복구 채널등화 알고리즘." 99년도 대한전기학회 하계학술대회 논문집, pp. 3135-3137.
- [13] 이중현, 황유모, 최병욱, "Radial Basis Function의 분류 기법을 이용한 QAM 복조용 새로운 다단계 군집형 자력복구 채널등화 알고리즘." 99년도 대한 통신학회 하계학술대회 논문집, pp. 1786-1789.

저 자 소 개



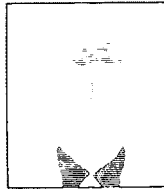
황 유 모 (黃有模)

1956년 10월 15일 생. 1980년 한양대 전기공학과 졸업. 1982년~1983년 삼척대 전기공학과 전임강사. 1986년 Texas A&M대 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1991년 Polytechnic대 대학원 전기공학과 졸업(공학박). 1991년~1994년 삼성전자 기술총괄 신호처리연구소 수석연구원. 1994년~현재 명지대 전기정보제어공학부 부교수
Tel : 0335-330-6474, Fax : 0335-321-0271
E-mail : hmhwang@wh.myongji.ac.kr



이 중 현 (李中鉉)

1971년 10월 17일 생. 1997년 명지대 제어계측공학과 졸업. 1999년 동 대학원 정보제어공학과 졸업(석사). 1999년~현재 퍼스널텔레콤 연구원
Tel : 0331-221-9064, Fax : 0331-221-9040
E-mail : joon@perstel.co.kr



송 진 호 (宋晋鎬)

1952년 5월 5일 생. 1995년 삼척대 전기공학과 졸업. 1997년 인하대 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1985~현재 세종기술(주) 대표이사. 현재 명지대 대학원 정보제어공학과 박사과정
Tel : 02-2233-3849, Fax : 02-924-5893
E-mail : sjenc@chollian.net