

등화기로서의 신경회로망

최수용, 홍대식

연세대학교 전자공학과 정보통신연구실
전화 : (02) 361-2971, FAX : (02) 312-4887

Neural Networks for Adaptive Channel Equalizers

Sooyong Choi and Daesik Hong

Info. & Telecom. Lab. Electronics, Yonsei University

E-mail : daesikh@sunlight.yonsei.ac.kr

Abstract

Neural networks for adaptive channel equalizers have been resorted to recently in digital communication systems. In this paper, the characteristics and the application areas and etc. for neural networks as adaptive channel equalizers are examined through simple examples.

I. 서론

신경회로망(이하 신경망)은 많은 분야에 적용되어 우수한 성능을 나타내고 있으며, 적용 분야를 넓혀 가고 있다[1, 2]. 그 중에서 특히 통신 분야에는 다양한 형태의 구조로 변형되어 폭 넓게 이용되고 있다. 본 논문에서는 통신 분야의 응용 중 등화기로서의 신경망에 대하여 알아본다.

그림 1과 같은 정보 신호, 채널, 잡음 성분 그리고 등화기로 구성된 통신시스템을 고려하자. 정보 신호는 채널을 통과하면서 비선형 왜곡 등의 비이상적인 신호 왜곡을 겪게되거나, 신호의 전송이 초고속, 대용량화 되어감에 따라 심벌간의 간섭(intersymbol interference : ISI)을 겪게된다. 신뢰성 있는 통신 시스템을 위하여 채널을 통과하면서 겪게되는 비선형 왜곡이나 ISI를 포함한 정보 신호의 왜곡을 보상하기 위하여 등화기는 필수적이다.

등화기의 종류는 크게 두 가지로 분류할 수 있다. 하나는 전체 신호 열을 수신한 후, 이를 모두 이용하여 확률적으로 가장 높은 값을 가지는 현재의 수신 신

호의 값을 결정하는 최대 근사열 추정기(maximum likelihood sequence estimator)이다. 그리고 필터의 형태로 가지고 매 심벌이 수신될 때마다 심벌의 값을 결정하는 심벌 등화기가 나머지 하나이다. 최대 근사열 추정기는 구현의 복잡성과 어려움으로 인하여 필터의 형태를 갖는 심벌 등화기가 주로 쓰여진다. 하지만 성능면에 있어서는 비터비 알고리즘을 근거로 하는 최대 근사열 추정기가 가장 우수한 것으로 알려져 있다.

그러면 성능이 뛰어나고 동시에 필터의 구조를 갖는 심벌 등화기는 없을까? 바로 이에 대한 해답으로 신경망이 제시될 수 있다. 신경망은 우수한 성능으로 인하여 많은 분야에서 특히 비선형 왜곡이 주요 정보 왜곡 요인으로 작용하는 분야, 예를 들어 위성 통신과 자기기록 시스템을 비롯한 기록/재생 시스템으로의 적용이 다양하게 시도되고 있다.

본 논문의 제 2장의 본론에서는 디지털 통신시스템의 등화기로서 신경망이 어떠한 형태로 사용되는가를 알아보고, 예를 통하여 등화기들의 성능을 비교한다. 3장에서는 결론을 맺는다.

II. 본론

신경망은 뛰어난 사상 능력을 통해 임의의 비선형 함수들을 학습하거나 근사화 할 수 있으며, 그 병렬 구조로 인하여 어떤 문제에 대하여 빠르고 간결한 해결책을 제시할 수 있다. 또한, 정보 및 데이터들 사이의 이면에 존재하는 관계를 알 수 없을 때나, 혹은 문제 해결책이 끊임없이 진화해야 하고 적응성이 요구되

는 경우에도 이용될 수 있다. 그리고, 약간의 신경 노드들에 문제가 발생할지라도 수용 가능한 성능을 지속적으로 제공할 수 있으며, 그 구조가 적응 신호처리에 적합하다. 이와 같은 능력들이 통신 분야에서 발생하는 여러 가지 문제들에 대해 독특한 해결 방안들을 제시할 수 있다. 통신 분야의 응용을 위해 사용되는 신경망의 종류는 아주 다양한데, 널리 사용되고 있는 신경망들을 구조상으로 분류해 보면, 표 1과 같이 일반적으로 크게 Feedforward Neural Networks과 Recurrent Neural Networks(RNN)으로 나눌 수 있다.

표 1. 구조적인 면에서의 신경망 종류

| Feedforward Neural Networks | Recurrent Neural Networks |
|---|---|
| ▷ ADALINE | ▷ Recurrent Neural Networks (Generalized IIR filters) |
| ▷ MADALINE | ▷ Hopfield Networks |
| ▷ MLP (Multilayer perceptron - Generalized FIR Filters) | ▷ BAM (Bidirectional Associate Memory) |
| ▷ RBFN (Radial Basis Function Networks) | ▷ Boltzman Machine |
| ▷ SOM (Self Organizing Feature Map) | ▷ Competitive Networks |
| ▷ etc. | ▷ Adaptive Resonance Theory Models |
| | ▷ etc. |

채널 등화기로서 신경망은 MLP, RBFN, Hopfield network, SOM 등이 주로 사용된다. Hopfield network은 RNN의 구조를 가지며, DS-CDMA를 비롯한 다양한 분야에서 적용되고 있다[6, 7]. 또한 SOM도 등화기로서 다양하게 응용되고 있다[8, 9].

본 논문에서는 FIR(finite impulse response) 형태로 MLP를 이용한 등화기와 RBF를 이용한 등화기를 간단히 알아보고, IIR(infinite impulse response) 형태로 RNN의 일종인 결정 계환 재귀 신경망 등화기(decision feedback recurrent neural equalizer : DFRNE)에 대하여 알아보고자 한다.

2.1 FIR 형태의 신경망 등화기

신경망이 통신시스템의 채널 등화기로서 가장 많이 이용되는 구조는 다층 구조의 퍼셉트론(MLP)의 형태이다[3-5, 10 - 15]. MLP는 전통적으로 다음 식과 같은 시그모이드 함수 형태의 활성화함수를 이용하며, 디지털 통신시스템을 비롯한 각 분야에서의 응용에 있어서 다음 식과 같은 형태의 함수를 적절하게 변형하여

각 시스템에 알맞게 사용한다.

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)} \quad (1)$$

MLP는 비선형 왜곡이 존재하는 위성 시스템과 자기기록 등의 기록/재생 시스템에서 채널등화기로서 기존의 선형 등화기에 비하여 월등히 우수한 비트 오류 성능을 나타낸다[12-15]. 하지만 MLP는 느린 수렴 특성으로 인하여 정적 채널에의 적용 한계를 지니고 있었다. 하지만 최근에 와서 새로운 학습 알고리즘의 개발과 구조의 개선 및 변형을 통하여 시변 채널로의 적용이 다양하게 이루어지고 있다[12, 16-18].

MLP와 함께 RBF를 이용한 등화기는 성능 면에 있어서 최적인 Bayesian 등화기와 동가이며, 학습 과정의 편리함으로 인하여 최근에 폭 넓게 이용되고 있다[19-24]. RBF를 이용한 등화기는 다음과 같은 Gaussian 함수를 비롯한 중심 c_i 와 분산 σ_i^2 을 갖는 임의의 basis 함수를 활성화함수로 이용한다.

$$f(x) = \exp\left[-\frac{(\mathbf{x} - \mathbf{c}_i)^2}{2\sigma_i^2}\right] \quad (2)$$

MLP와 마찬가지로 RBF를 이용한 등화기 역시 실제 이용상의 구현 문제점인 복잡도의 개선이나 이동통신 채널로의 영역 확대를 꾀하고 있다[25].

채널 등화기로서 가장 많이 사용되는 LMS(least mean square) 알고리즘을 사용하는 선형 등화기(linear equalizer : LE) [26], MLP로서 backpropagation 알고리즘을 사용하는 은닉층이 하나인 M2LPEQ와 은닉층이 두 개인 M3LPEQ 그리고 RBF를 이용하는 등화기(REQ)의 구조와 동작 특성을 비교한다. BPSK(binary phase shift keying) 신호와 그림 1의 시스템에서 채널 전달 함수 $H(z) = 1.0 + 0.8z^{-1} + 0.5z^{-2}$ 를 고려한다.

LE는 잡음이 더하여진 채널 출력을 단순히 선형적인 경계에 의하여 분류한다. 따라서 그림 4(b)과 같이 등화기 입력 벡터의 형태가 선형적으로 분류 불가능한 경우에는 성능이 급격하게 저하되어, 더 많은 지연(delay)에 따른 입력 벡터의 증가나 결정계환과 같은 비선형 기법이 요구된다.

RBF를 이용한 등화기(REQ)는 그림 2와 같은 다층 구조를 갖는다. 입력과 출력은 선형 등화기와 같은 TDL 구조와 단순한 가중합의 역할만을 한다. 하지만 은닉층은 basis 함수로 구성되어 입출력간의 비선형 변환을 수행한다. 그림 4(c)의 REQ의 등화기에 대한 신호 분류 결과는 지역적인 대응을 비선형 변환의 기법으로 해석하여 나타낸 것이다. 그림 4(a)의 경우가 REQ와 동가로 알려진 Bayesian 등화기에 대한 신호 분류 결과이다. 일반적인 신경망의 학습과는 달리 REQ에서는 연결 가중치에 대한 학습이 전혀 필요 없

이 채널상태에 따른 basis 중심의 정확한 추정만이 요구된다. 따라서 정확한 채널의 추정, 입력 벡터의 결정, 복잡한 구조의 단순화 등이 주요 연구 과제로 부각되고 있다.

MLP를 이용한 등화기(MLPEQ)는 그림 3과 같은 구조를 가진다. 입력과 출력은 선형 등화기와 같은 구조이며, 은닉층에서는 시그모이드 함수 또는 변형된 형태의 시그모이드 함수가 시스템에 사용된다. MLPEQ는 REQ와 반대로 전역적인 근사화(global approximation)로서 설명 될 수 있다. 또한 은닉층의 수도 다양하게 확장할 수 있다. Backpropagation 알고리즘에 의하여 모든 연결 가중치가 학습된다. MLPEQ는 그림 4(d)와 같이 정보의 출력 형태에 맞추어 채널의 입력을 분류하며, 비선형 왜곡이 있는 시스템에서 우수한 성능을 나타낸다. 하지만 구조의 복잡성, 느린 학습 속도, 학습 결과의 비예측성, 이론적인 성능 분석의 어려움 등이 존재하며, 이러한 문제를 극복하기 위한 연구가 최근에 주로 이루어지고 있다[27, 28].

각 등화기의 성능 비교를 위하여 BPSK 변조 신호를 가정하고, 그림 1과 같은 정보 전송 시스템에서 채널 전달 함수 $H(z) = 0.3482 + 0.8704z^{-1} + 0.3482z^{-2}$ 를 고려한다. 그림 5는 신호 대 잡음비가 18dB일 때, LE, REQ, 은닉층이 하나인 M2LPEQ와 은닉층이 두 개인 M3LPEQ의 초기 MSE 수렴 상태를 나타내었다. REQ에서는 연결 가중치의 학습이 의미가 없음을 알 수 있고, LE가 가장 빠른 수렴 속도를 나타낸다. 하지만 MSE의 수렴 값은 가장 높은 값을 나타낸다. 이에 반하여 MLPEQ는 수렴 속도는 LE보다 느리지만 MSE가 가장 작은 값으로 수렴함을 알 수 있다.

이 번에는 각 등화기의 주파수 응답에 대한 비교를 그림 6에 나타내었다. 각 등화기에 대한 주파수 응답을 비교하면, REQ를 제외한 등화기 모두 채널의 주파수 응답에 대하여 주파수 평면에서 적절히 보상을 나타내고 있다. REQ는 임의의 함수 기능을 가지는 즉 필터로서의 등화기 구현이 아닌 입출력 관계를 1:1 대응의 의미로서 즉 패턴의 분류로서 등화기를 구현하므로 주파수 응답이 다른 등화기와 같이 나타나지 않는다.

그림 7은 각 등화기의 BER 성능 곡선이다. 그림 6에 보듯이 실험에 사용한 채널은 고주파 성분에 약간의 골과 같은 왜곡이 존재하여 LE와 신경망을 이용한 등화기간의 성능 차이가 존재한다. 신경망은 정보 신호에 비선형 왜곡이 존재할 경우에 그 성능의 우수성이 발휘된다. 하지만 참고 문헌 [27], [28]에서 나타나듯이, 만약 선형적인 왜곡만이 존재하는 시스템이라면, 신경망을 이용한 등화기들의 성능 우세는 나타나지 않는다.

2.2 IIR 형태의 신경망 등화기

재귀 신경망 등화기(Recurrent Neural Equalizer : RNE)[29-31]는 은닉층 노드의 과거 출력값 자체가 현재의 출력값에 영향을 주는 것이다. 그러나, 이러한 구조의 재귀 신경망 등화기는 채널의 널이 심하거나, 자기기록 채널과 같이 비선형성이 강한 채널에서는 제대로 학습이 되지 않고 매우 불안정한 동작을 한다. 그래서, 널이 깊은 채널이나 비선형성이 강한 채널에서 보다 안정적이고 개선된 동작을 하는 등화기가 결정된 재귀 신경망 등화기(Decision Feedback Recurrent Neural Equalizer : DFRNE)[32, 33]이다.

DFRNE는 기존의 RNE와는 달리 현재 노드의 출력값의 계산에 단순히 과거의 출력값이 가중치와 곱하여 합산되는 것이 아니고, 과거의 출력값으로부터 검출(decision)이 이루어진 값이 가중치와 곱하여 합산되는 구조를 갖는다. 그림 8에 DFRNE의 구조를 나타내었다.

그림 9에는 밀도 3.0인 자기기록 채널에서의 오차를 성능 곡선을 나타내었다. LE와 NE는 증가된 비선형성을 보상하여 자기 기록 시스템에서 요구하는 10^{-4} 의 오차율에 수렴시키는데 실패하였다. DFE와 NDFE의 성능이 확연히 차이가 난다. DFE는 30dB정도에서 수렴에 성공하는데 비해 NDFE는 25dB에 수렴시키며, DFRNE는 22dB에 10^{-4} 의 오차율로 수렴시킨다.

결정 제한 재귀 신경망 등화기는, 신경망을 이용하였기 때문에 채널의 비선형 왜곡에 강하며, IIR 구조를 사용하여 기존의 MLP를 이용한 신경망 등화기보다 훨씬 간단하면서도 좋은 오차율 성능을 얻을 수 있다.

III. 결론

본 논문에서는 신경망의 응용 분야 중에서 디지털 통신에서 활발하게 적용되고 있는 채널 등화기로서의 신경망에 대하여 알아보았다. 적용 등화기로서의 신경망 중에서 RBF를 이용한 등화기(REQ)와 다층 구조의 신경망 등화기(M2LPEQ, M3LPEQ) 그리고 결정 제한 재귀 신경망 등화기들의 특징과 성능에 대하여 간단한 예를 통하여 선형 등화기와 비교하였다.

최근에 와서 체계적인 신경망 등화기의 설계 방법, 선형 시스템과 신경망의 접목, 그리고 해석 가능한 새로운 신경망의 구조도 다양하게 제시되고 있다. 또한 신경망에 대한 해석의 노력도 다양한 측면에서 계속되어 어느 정도의 성과가 나타나고 있다. 따라서 정보 전송의 고속화와 대용량화로 인하여 신호가 주로 비선

형적으로 왜곡되는 차세대 통신시스템에서 신경망 기술의 도입과 이용은 필연적일 것이다.

참고문헌

[1] Tsuhan Chen et al., "The Past, Present, and Future of Neural Networks for Signal Processing", *IEEE Signal Processing Magazine*, pp. 28-48, November, 1997.

[2] Simon Haykin, "Neural Networks Expand SP's Horizons", *IEEE Signal Processing Magazine*, pp. 24-49, March, 1996.

[3] Q. Zhang, "Adaptive Equalization Using the Backpropagation Algorithm", *IEEE Transactions on Circuits and Systems*, vol. 37, no. 6, pp. 848-851, 1990.

[4] 권성락, 이영조, 강성철, 강창언, 홍대식, "역전과 알고리즘을 이용한 다계층 퍼셉트론 구조의 결정 계환 등화기," 한국 전자 공학회 논문지, 제33권 A 편 제8호 pp.1-9, 1996.8

[5] J. H. Cho, C. W. You, and D. S. Hong, "The Neural Decision Feedback Equalizer for the Nonlinear Digital Magnetic Recording Systems," *ICC 96*, pp. 570-579, 1996.

[6] W. Teich and M. Seidl, "Code division multiple access communications: multiuser detection based on recurrent neural network structure," *IEEE ISSSTA'96*, pp. 979-984, 1996.

[7] W. Teich, J. Egle, M. Reinhardt and J. Lindner, "Detection method for MC-CDMA based on a recurrent neural network structure," *Multi-Carrier Spread-Spectrum*, Kluwer Academic Publishers, pp. 135-142, 1997.

[8] T. Kohonen, K. Ravvio, O. Simula and J. Henriksson, "Performance evaluation of self-organizing map based neural equalizers in dynamic discrete-signal detection," *ICANN'91*, pp. 1677-1682, Helsinki, Finland, 1991.

[9] K. Ravvio, O. Simula and J. Henriksson, "Improving design feedback equaliser performance using neural networks," *ELECTRONICS LETTERS*, vol. 27, no. 23, pp. 2151-2153, 1991.

[10] P. R. Chang, B. F. Yeh and C. C. Chang, "Adaptive packet equalization for indoor radio channel using multilayer neural networks," *IEEE Transactions on Vehicle Technology*, vol. 43, no. 3 pp. 773-780, 1994.

[11] G. J. Gibson, S. Siu, and C. F. N. Cowan, "The applications of nonlinear structures to the reconstruction of binary signals," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol.39, no.8, pp.1877-1884, Aug. 1991.

[12] S. Choi, S. Ong, C. You and D. Hong, "A quadratic sigmoid neural equalizer for nonlinear digital magnetic recording channels," *IEEE Communications Letters*, vol.2, no.9, pp.263-265, Sep. 1998.

[13] S. Choi, S. Ong, C. You and D. Hong, "Performance of Neural Equalizers on Partial Erasure Model," *IEEE Transactions on Magnetics*, vol. 33, no. 5, pp. 2788-2790, 1997.

[14] K. Lee, S. Choi, S. Ong, C. You and Daesik Hong, "Equalization techniques using neural networks for digital versatile disk-read-only memory," *Optical Engineering*, vol. 38, no. 2, pp. 256-262, 1999.

[15] S. Bouchird, M. Ibnkahla, D. Roviras and F. Castanié, "Equalization of Satellite UMTS channels using Neural Networks Devices," *IEEE ICASSP'99*, pp. 2563-2566, Arizona, USA, 1999

[16] Y. Iiguni, H. Sakai, and H. Tokumaru, "A real-time learning algorithm for a multilayered neural network based on the extended kalman filter," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol 40, no. 4, pp. 959-966, 1992.

[17] Z. Xiang, G. Bi, and T. Le-Ngoc, "Polynomial perceptrons and their applications to fading channel equalization and co-channel interference suppression," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 42, no. 9, pp. 2470-2479, 1994.

[18] H. Ghomash and R. Ormondroyd, "An adaptive neural network receiver for CDMA multi-user interference cancellation in multipath environments," *MILCOM'98*, pp.767-771, 1998.

[19] S. Chen, B. Mulgrew, and S. McLaughlin, "Adaptive Bayesian decision feedback equalizer based on a radial basis function network," *ICC'92*, Chicago, IL. pp.343.3.1-343.3.5, 1992.

[20] S. Chen, B. Mulgrew, and P. M. Grant, "A clustering technique for digital communications channel equalization using radial basis function networks," *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol.4, no.4, pp.570-579, 1993.

[21] I. Cha and S. A. Kassam, "Channel equalization using adaptive complex radial basis function networks," IEEE Journal on Selected Areas in Communications, vol.13, no.1, pp.122-131, 1995.

[22] S. Chen, S. Mclaughlin, B. Mulgrew, and P. M. Grant, "Adaptive Bayesian decision feedback equalizer for dispersive mobile radio channels," IEEE Transactions on Communications, vol. 43, no. 5, pp. 1937-1946, 1995.

[23] J. Lee, C. D. Beach, and N. Tepedelenioglu, "A practical radial basis function equalizer," IEEE Transactions on Neural Networks, vol. 10, no. 2, pp. 450-455, 1999.

[24] Chng E. S., Yang H. and Skarbek W., "Reduced complexity implementation of the Bayesian equaliser using local RBF network for channel equalization problem," Electronic Letters, Vol.32, No.1, pp.17-19, 1996.

[25] M. Yee and L. Hanzo, "Multilevel radial basis function network based equalisers for rayleigh channel," IEEE VTC'99, pp. 707-711, 1999.

[26] John G. Proakis, Digital Communications, 3rd edition, Mc-GrawHill, 1995.

[27] N. J. Bershad, M. Ibnkahla, F. Castinaé, "Statistical analysis of a two-layer back-propagation algorithm used for modeling nonlinear memoryless channels: the single neuron case," IEEE Transactions on Signal Processing, vol. 45, no. 3, pp. 747- 756, 1997.

[28] N. J. Bershad, J. J. Shynk, and P. F. Feintuch, "Statistical analysis of the single-layer back-propagation algorithm: Part I, II," IEEE Transactions on Signal Processing. vol 41, no. 2, pp. 573-591, 1993.

[29] Williams , R. J., and Zipser, D., "A Learning Algorithm for Continually Running Fully Recurrent Neural Networks," Neural Computation, vol. 1, pp. 270-280, 1989a.

[30] Williams , R. J., and Jing Peng, "An Efficient Gradient -Based Algorithm for On-Line Training of Recurrent Network Trajectories," Neural Computation, vol. 2, pp. 490-501, 1990.

[31] G. Kechriotis, E. Zervas, and E. S. Manolakis, "Using Recurrent Neural Networks for Adaptive Communication Channel Equalization," IEEE Transactions on Communications, vol. 5, no. 2, March 1994.

[32] S. Ong, S. Choi, C. You and D. Hong, "A Decision Feedback Recurrent Neural Equalizer for Magnetic Recording Systems", IEEE Transactions on Magnetics, vol. 33, no. 5, pp. 2767-2769, September 1997.

[33] S. Ong, S. Choi, C. You, D. Hong, "A Decision Feedback Recurrent Neural Equalizer as an Infinite Response Filter", IEEE Transactions on Signal Processing, vol. 45, no. 11, pp.2851-2857, Nov. 1997.

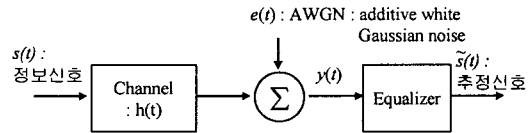


그림 1. 간략화 한 통신 시스템

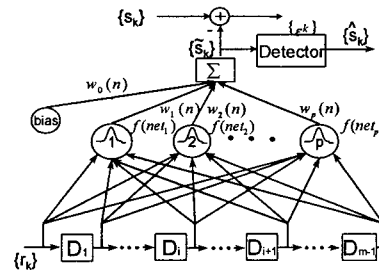


그림 2. REQ의 구조

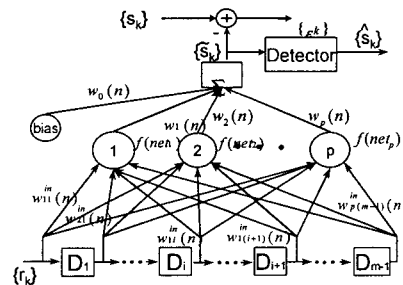


그림 3. MLPEQ의 구조

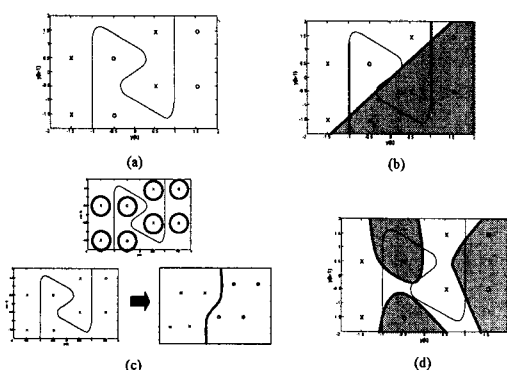


그림 4. 각 등화기의 결정 영역 분할 결과, (a) Bayesian 등화기, (b) 선형 등화기(LE), (c) RBF를 이용한 등화기(REQ), (d) 다층 구조의 퍼셉트론 등화기(MLPEQ)

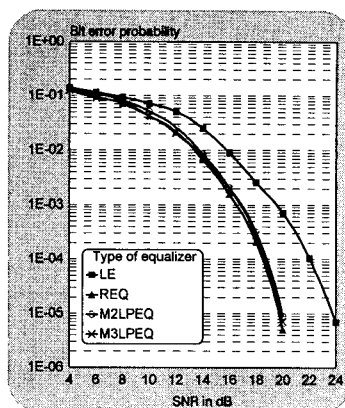


그림 7. 각 등화기의 BER 성능

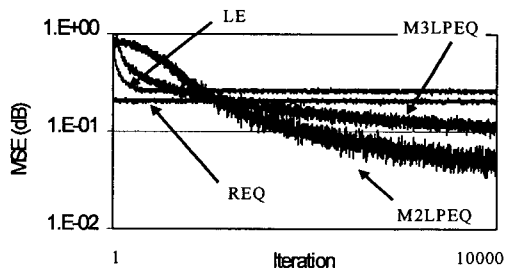


그림 5. LE, REQ, M2LPEQ, M3LPEQ의 MSE 수렴 곡선

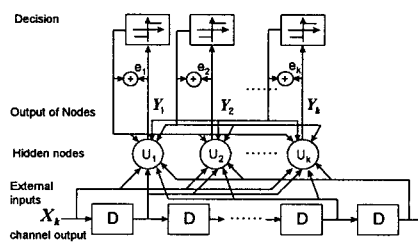


그림 8. DFRNE의 구조

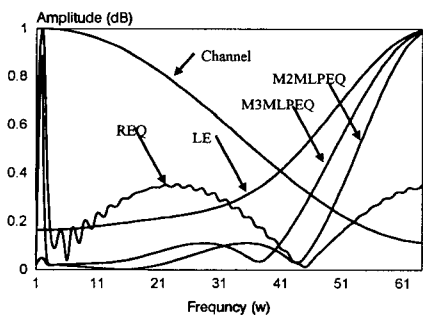


그림 6. 실험에 사용한 채널과 각 등화기의 주파수 응답에 대한 곡선

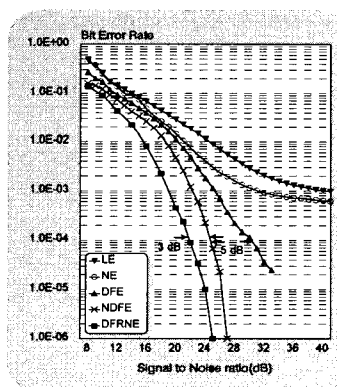


그림 9. 밀도 3.0 인 자기기록 채널에서 오차율 성능 곡선