

심한 심볼간 간섭 채널 환경에서 신경망의 사용

정회원 이윤봉*, 허성현*, 박승권*

The Use of Neural Nets for Severe Intersymbol Interference Channels

Youn-Bong Lee*, Sung-Hyun Huh*, Sung-Kwon Park* *Regular Members*

요 약

본 연구에서는 극심한 심볼간 간섭 채널상에서 제안된 이진 신경망을 이용한 복호기를 등화기와 함께 사용하였을 때 성능을 알아보았다. 제안된 이진 신경망을 이용한 복호기는 실험에 사용된 선형블록 부호들에 대해서 최적 복호기와 거의 유사한 성능을 나타내었다. 제안된 이진 신경망은 내부에 사용되는 계수값과 임계치가 모두 정수값만을 사용하며 뉴런(neuron)역시 하드리미터를 사용하므로 하드웨어로 구현할 경우 매우 쉽게 구현이 가능하고 빠른 처리속도를 갖는 장점을 가지고 있다. 또한 단일 칩으로 다양한 블록코드를 학습시킬 수 있으므로 특별히 사용되는 코드에 구애받지 않는 범용 복호기로서의 사용 가능성도 가지고 있다. 이진 신경망은 이진 사상에 대하여 수렴성이 완전히 보장되는 기하학적 학습 알고리즘을 사용하여 학습시켰으며, 오프라인에서 학습시킨 경우에 그 성능을 모의 실험을 통하여 평가 하였다.

ABSTRACT

In this paper, we studied the performance of a proposed decoder with a general optimum decoder in a severe intersymbol interference(ISI) channel. A linear transversal equalizer is used to overcome ISI. With three different block codes, proposed decoder using a binary neural network showed a similar performance to the optimum decoder. The proposed binary neural network has several merits. It was only integer values in their coefficients and thresholds and uses a hard-limiter as a neuron. So it is very easy to implement the high-speed decoder. Also, it is possible to train the binary neural network as various types of decoders. A binary neural network, therefore, can be used as a general purpose decoder in a single chip. The binary neural networks are trained with the geometrical expansion learning algorithm which guarantees convergence for any binary-to-binary mapping. In this paper, training approach, i.e. the off-line training approach is simulated and its results are included.

I. 서론

마이크로프로세서와 컴퓨터 산업이 발전함에 따라 사람들은 현재의 단순한 반복과 계산에만 의존하는 컴퓨터 대신 스스로 학습하고 판단하는 컴퓨터를 원하기 시작하였다. 그러나 현재의 컴퓨터로는 인간의 두뇌를 모방할 수 없음을 알게 되었고, 인간 두뇌의 근본적인 비밀을 연구하기 시작하였다. 그

결과로 인간 두뇌의 생화학적 작용을 모방한 인공 신경 회로망 연구가 시작되었다.^[1] 통신에 있어서도 인공 신경망은 새로운 접근 방법으로 시도되고 있다. 신경망을 이용하는 경우 특히 통신 시스템에 비선형적인 연산을 제공하여 시스템의 성능 향상을 도모한다. 특히 본 논문에서 이진 신경망을 이용했을 때 시스템의 비선형적 연산뿐만 아니라 BPL (back propagation algorithm)보다 수렴속도에서 수

* 한양대학교 전자통신공학과

논문번호 : 98280-0706, 접수일자 : 1998년 7월 6일

※ 본 연구는 한국과학재단 핵심전문 연구비 지원(951-0100-001-2)으로 수행되었음.

십 배 이상 빠르기 때문에 고속의 처리가 가능한 장점을 가지고 있다. 또한 신경망은 주로 스위칭 (switching)이나 등화기(equalizer) 등에 적용되고 있지만, 복호기의 구현에 적용을 시도하는 경우도 있다.^{[4][11][12]}

디지를 통신에서 오류 정정 부호는 채널 상에서 발생할 수 있는 정보의 변형을 막는 중요한 기술 중의 하나이다. 디지털 통신에서 선형 블록 부호의 오류 정정 부호를 사용할 때, 부호화 과정과 복호화 과정은 모두 이진 벡터 사이의 사상(mapping)이라고 할 수 있다.^{[5][6][7][13]}

이진 사상은 적절한 학습을 거친 이진 신경망 (binary neural network)에 의하여 행하여 질 수 있다.^{[8][9]} 이진 신경망을 사용하여 복호기를 구현할 경우 가중치와 임계치가 모두 정수값만을 갖기 때문에 하드웨어로 구현이 가능하고 빠른 복호화가 가능하다.^[13]

본 연구에서는 선형 블록 부호의 복호기를 복호화 과정이 다대일 사상이라는 점을 이용하여, 극심한 심볼간 간섭(intersymbol interference)이 존재하는 채널 상에서 등화기(equalizer)를 거친 신호를 다층의 이진 신경망을 사용하여 복호하는 시스템을 구현한다.^{[14][15]}

본 연구에서 복호기의 구현을 위하여 사용되는 신경망의 학습 알고리즘은 수신된 신호에 대해 병렬 처리가 가능하기 때문에 처리속도가 매우 빠르고 하드웨어로 구현했을 때 독립된 프로세서가 필요치 않으므로 메모리 면에서 이득을 얻을 수 있을 것이다. 또한 기하학적 학습 알고리즘은 이진 사상에서 완전한 수렴을 보장하는 알고리즘이다.^{[8][9][13]}

II. 심볼간 간섭(ISI) 채널과 등화기

대역폭이 제한된 채널에서는 신호가 원래의 신호보다 옆으로 퍼지는 현상이 나타난다. 이러한 신호의 퍼짐 현상은 심볼간의 중첩으로 나타내게 되고 수신 측에서 신호의 검출을 어렵게 만드는데 이러한 현상을 심볼간 간섭 현상(ISI:intersymbol interference)이라고 한다. 이러한 ISI현상은 PAM 시스템에서 잘 설명되어질 수 있다.^[11]

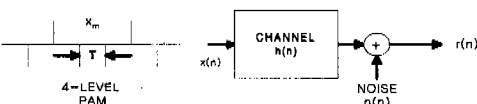
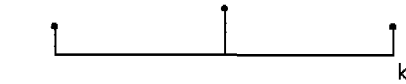


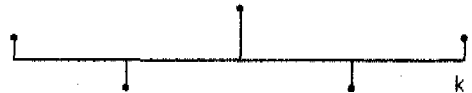
그림 2.1 심볼간 채널 간섭

만일 채널의 임펄스 응답 $h(n)$ 을 알고 있다면 간단한 FIR 필터의 형태로 채널을 모델링 할 수 있다.

$$h(n)=[0.3 \ 0.5 \ 0.3]$$



$$h(n)=[0.2 \ -0.3 \ 0.5 \ -0.3 \ 0.2]$$



$$h(n)=[0.3842 \ 0.419 \ 0.053 \ -0.155 \ -0.1756 \ -0.1362 \\ -0.0955 \ -0.0658 \ -0.0452 \ -0.0322 \ -0.0232 \ -0.0167 \\ -0.0129 \ -0.0096 \ -0.0077 \ -0.0058]$$

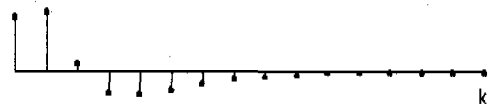
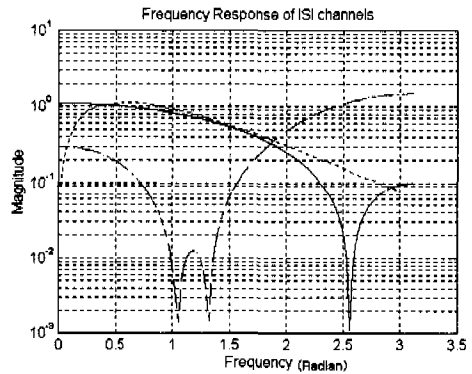


그림 2.2 극심한 심볼간 간섭 채널의 임펄스 응답 (위에서부터 채널 I,II,III)



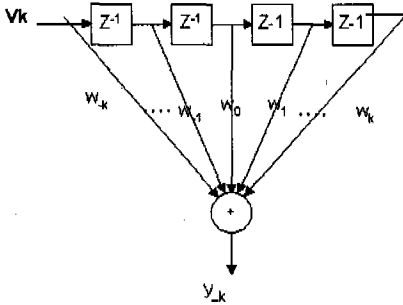
dotted line : 채널 I, dashed line : 채널 II, solid line : 채널 III

그림 2.3 세가지 채널에 대한 주파수 응답

<그림 2.2>와 <그림 2.3>은 심볼간 간섭이 심한 채널의 임펄스 응답과 주파수 특성을 보여주고 있다. 채널 I과 채널 II의 경우 주파수 특성에서 깊은 널(Null)이 존재하는 것을 볼 수가 있는데 이러한 널이 있을 경우 등화기에서 큰 어려움을 발생시키게

되고 결과적으로 효과적인 등화를 어렵게 만들게 된다.

본 연구에서는 극심한 심볼간 간섭 채널을 극복하기 위해 LMS알고리즘을 사용한 선형 등화기를 사용하였다. 등화기의 많은 구조 가운데 가장 간단한 형태가 TDL(Tapped-Delay-Line)을 이용한 선형 등화기이다. [11][12]



A (2K+1)-TAP linear equalizer

등화기의 계수 값들은 등화기 출력 단에서 잡음의 전력과 ISI가 합쳐진 값, 즉 MSE(Mean square error)를 최소화하는 값으로 결정된다. 따라서 LMS 등화기는 주어진 탭수와 지연하에서 신호의 왜곡을 최소화하는 등화기이다. 등화기에 의해 발생하는 지연은 등화기의 기준 탭의 위치에 의해 결정되고 대체로 기준 탭의 이득이 가장 커지게 된다.

송신 측과 수신 측에서 미리 정해놓은 트레이닝 신호에 대해서 등화기는 소망값인 d_k 와 필터 출력 값인 y_k 의 차인 에러 신호 $e_k = d_k - y_k$ 를 계산하고 전체 제곱 에러(Square error)의 합이 최소화 되도록 등화기의 탭 계수를 조정하게 된다. 심볼 단위로 계수 조정이 이루어지는 위의 방법은 에러표면의 실제 gradient를 따라서 진행되어지지 않고 stochastic gradient를 따라서 계수들의 조정이 이루어지게 된다.

$$\frac{\partial E[e_k^2]}{\partial C_n(k)}$$

즉 에러함수의 실제 gradient인 대신에 잡음이 섞인 형태의 추정 값인 이 사용된다. 따라서 탭 계수들의 업데이트는 다음의 식에 의해 이루어진다.

$$\begin{aligned} \frac{\partial E[e_k^2]}{\partial C_n(k)} &= 2e_k v(t_0 + kT - nT) \\ C_n(k+1) &= C_n(k) - \Delta e_k v(t_0 + kT - nT), \\ n &= 0, 1, \dots, N-1 \end{aligned}$$

$C_n(k)$ 는 k시간에서 n번째 탭의 계수 값, e_k 는 에러신호이고 Δ 는 양의 상수 값이다.

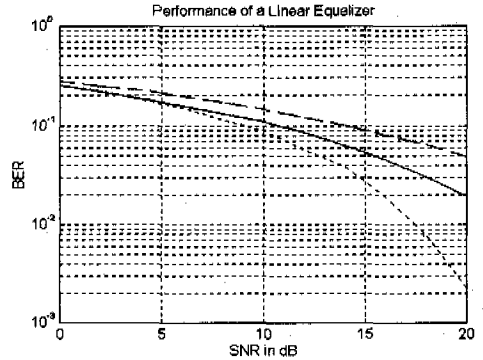


그림 2.5 선형등화기의 성능

<그림 2.5>는 전장에서 언급한 세 종류의 극심한 ISI채널에 대한 선형 등화기의 성능을 나타낸 것이다. 비교적 채널의 상태가 양호한 채널 III에서는 등화 과정이 잘 이루어져 좋은 성능을 보이지만 깊은 널(Null)이 존재하는 채널 I 과 II 에서는 신호 대 잡음비가 올라감에도 뚜렷한 성능의 향상이 이루어지지 않는 것을 볼 수가 있다.

III. 사용된 코드

부호기는 k 차원의 2^k 개 정보 벡터를 n 차원의 2^k 개 부호어 벡터에 일대일 대응시키는 역할을 한다. 본 논문에서 사용한 부호는 모두 선형 블록 부호로 다음 세 가지의 부호가 사용되었다.

i) 임의의 [5,2,3] 부호

이 부호는 간단하게 임의로 만들어진 선형 블록 부호이다. 이 부호는 1비트의 오류 정정 능력을 가진다.

ii) [7,4,3] 해밍 부호(Hamming Code)

해밍 부호^[10]는 완전 부호(perfect code)로 알려진 부호이다. 이것은 n 차원의 이진 공간을 부호어가 빈틈없이 채우고 있기 때문에 나온 말이다. 각각의 n 차원의 이진 벡터들은 부호어이거나 또는 부호어와 해밍 거리가 1인 벡터들이다. [7,4,3] 해밍 부호는 4비트의 정보를 7비트의 부호어로 대응시키고, 최소 해밍 거리는 3으로 1비트의 오류 정정 능력을 가지고 있다. 각각의 부호어는 7개의 이진 벡터가 둘러싸고 있으며, 이 벡터들과 부호어 사이의 해밍 거리는 1이 된다.

iii) [8,4,4] RM 부호(Reed-Muller Code)

RM 부호^[10]는 선형 부호의 일종으로 차수 r 과 차원수 m 으로 특성화 된다. 본 논문에서 사용된 [8,4,4] RM 부호는 $r=1, m=3$ 이다. 최소 해밍 거리는 4로 1비트의 오류 정정 능력을 가진다.^{[7][12]}

IV. 채널 환경

채널은 송신측으로부터 전송된 정보를 수신측에 전달하는 전달 매개체이다. 채널에서는 원하지 않는 전기적 신호인 잡음 등으로 인하여 원래의 정보가 변형되기도 한다.

본 논문에서 채택한 채널환경은 심볼간 간섭채널 (ISI) 환경과 가산적 백색 가우시안 잡음 채널 (AWGN channel; additive white gaussian noise channel) 환경에서 수행 되었으며 심볼간 간섭채널의 영향을 최소화 하기 위해서 선형등화기를 사용 하였다. 전체적인 블록 다이어그램은 <그림 3.1>과 같다.

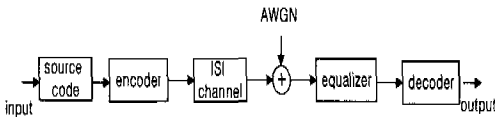


그림 3.1 전체 시스템 구성도

V. 이진 신경망에 의한 복호

복호기는 송신 측에서 부호화 하여 송신한 정보를 복호화하는 기능을 수행하는 부분으로 본 연구에서 제안된 내용이 여기에 해당한다.

첫 번째 방법은 표준배열(Standard Array)을 사용하여 복호하는 방법으로 앞에서 언급한 세가지 부호에 대한 표준배열을 각각 복호기내에 저장하여 복호하는 방법이다.^{[7][12]}

본 논문에서 제안하는 방법은 그림<5.1>과 같은 다층의 피드 포워드 이진 신경망을 이용하는 방법이다. 즉 입력 층의 차원을 부호어 벡터의 차원 n 과 같이 하고, 출력 층의 차원을 정보 벡터의 차원 k 와 같이 하여 $\{0,1\}^n \rightarrow \{0,1\}^k$ 의 이진 사상을 행하는 방법이다.^{[8][9][13]}

기하학적 학습 알고리즘으로 학습된 이진 신경망은 $\{0,1\}^n \rightarrow \{0,1\}^k$ 의 대응관계를 학습하는 알고리즘이다. 따라서, k 비트의 정보를 얻기 위하여 k 개

의 기하학적 학습 알고리즘으로 학습된 독립된 이진 신경망이 병렬로 사용된다. 복호기로 사용하기 위한 구조는 <그림 5.1>와 같다. 학습패턴은 정보벡터에 대한 부호어 2^k 개의 각각의 부호어를 둘러싸고 있는 오류가 1비트 이하인 벡터들을 취한 것이다. 따라서 학습패턴은 모두 $2^k \cdot 2^{n-k} = 2^n$ 개이다.

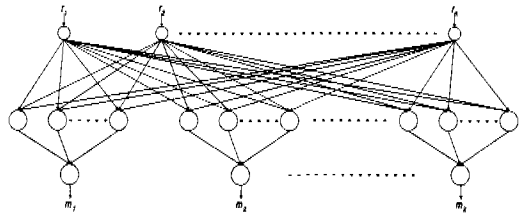


그림 5.1 본 논문에서 제안하는 이진 신경망을 이용한 복호기의 구조

<그림 5.1>에서 $r_i, i=1 \sim n$ 는 수신된 비트를, $m_j, j=1 \sim k$ 는 정보 비트를 나타낸다. <그림 5.1>과 같은 구조의 이진 신경망을 복호기로 동작할 수 있도록 가중치와 임계치를 설정하기 위하여 이진 신경망을 학습시켰다. 사용되는 이진 신경망을 이용한 복호기는 오프라인(off-line)에서 미리 신경망을 학습시켜 복호기로 사용하도록 하였다. 그리고, 세가지의 블록부호에 대해서 이진 신경망을 이용한 복호기를 구현했을 때 이 신경망 알고리즘을 k 개로 병렬로 연결하게 된다. 이때 은닉층의 노드 수가 자동으로 결정되는데 병렬 연결된 첫 번째 알고리즘에 대해 [5,2,3]블록부호는 은닉층수가 3개이고, [7,4,3] 해밍부호는 18개, [8,4,4] RM부호에 대해서는 20개로 구성된다. 이러한 은닉층의 수는 학습속도를 좌우하게 된다. 입력의 수가 커질수록 은닉층의 수와 뉴런수가 증가 하게되고 학습속도가 감소하게된다.

VI. 모의실험 결과 및 고찰

<그림 6.1>는 본 연구에서 사용된 세 가지의 부호를 가산적 백색 가우시안 잡음 채널 하에서 사용하였을 경우의 성능을 나타낸다. 복호화 방법은 앞서 언급되었다시피 선형 블록 코드의 표준 배열을 이용한 방법이 사용되었으며, 신호 대 잡음비를 -6dB ~ 10dB까지 변화시켰을 때 BER(Bit of error rate)로 성능을 표시하고 있다.

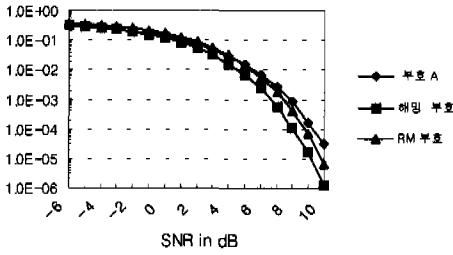


그림 6.1 AWGN 채널 하에서 세 가지 부호의 성능

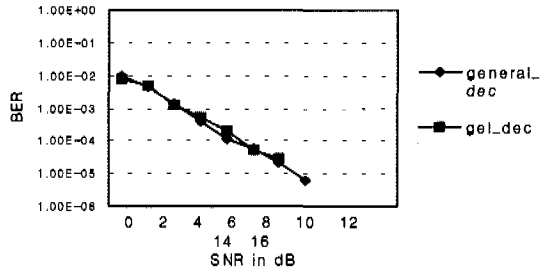


그림 6.4 채널 III에서 부호 A를 학습시킨 경우

<그림 6.2>, <그림 6.3>, <그림 6.4>는 3개의 ISI 채널에 대해 『부호 A』에 대해서 성능 비교한 경우이다. <그림 6.5>, <그림 6.6>, <그림 6.7>은 3개의 ISI 채널에 대해서 『해밍 부호』로 부호화된 코드에서 성능 비교하였다. <그림 6.8>, <그림 6.9>, <그림 6.10>은 『RM 부호』에 대해서 성능 비교하였다. ISI 채널에 대해서 선형동화기를 거쳐서 일반 복호기로 복호한 경우를 general_dec으로 표시하고 기하학적 알고리즘을 이용해 학습한 복호기를 gel_dec으로 표시하여 성능비교를 행하였다. 세 가지 경우에서 모두 이진 신경망을 이용한 복호기 (GEL Decoder)는 표준배열을 이용한 일반 복호기 (General Decoder)와 유사한 성능을 보임을 알 수 있다.

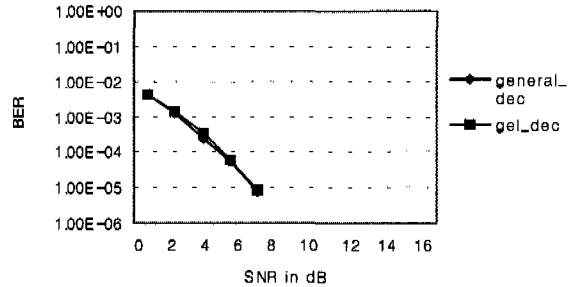


그림 6.5 채널 III에서 해밍 부호를 학습시킨 경우

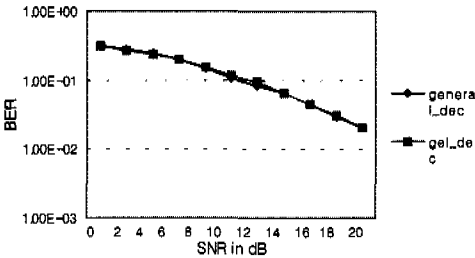


그림 6.2 채널 I에서 부호 A를 학습시킨 경우

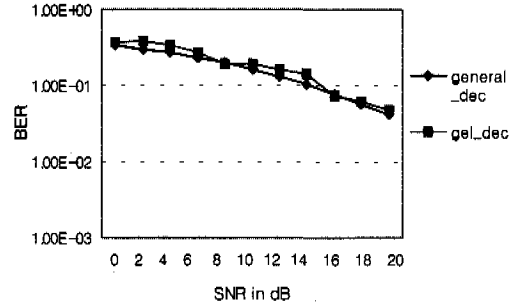


그림 6.6 채널 II에서 해밍 부호를 학습시킨 경우

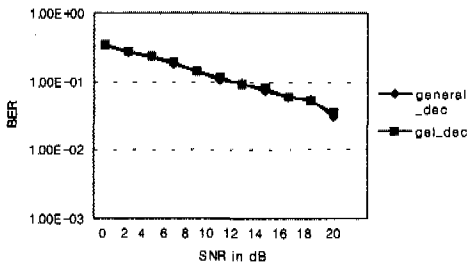


그림 6.3 채널 II에서 부호 A를 학습시킨 경우

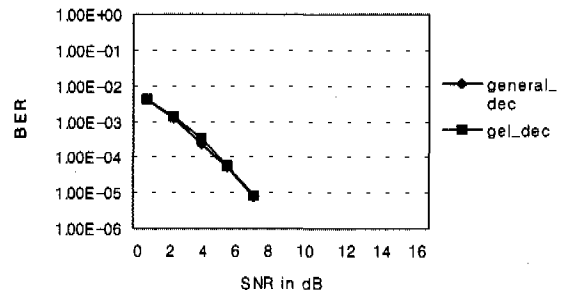


그림 6.7 채널 III에서 해밍 부호를 학습시킨 경우

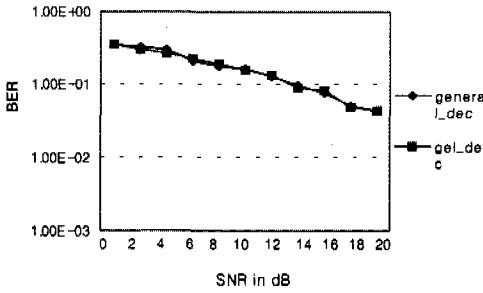


그림 6.8 채널 I에서 RM 부호를 학습시킨 경우

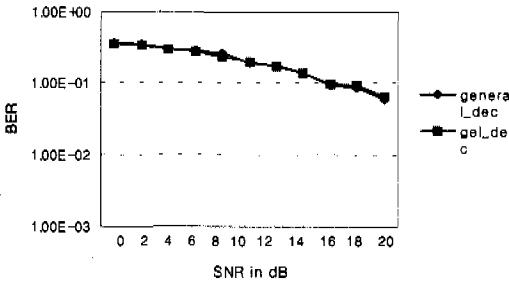


그림 6.9 채널 II에서 RM 부호를 학습시킨 경우

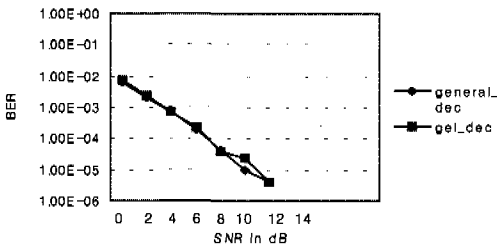


그림 6.10 채널 III에서 RM 부호를 학습시킨 경우

VII. 결과에 대한 고찰

먼저 세 가지 부호를 심한 심볼간 채널 간섭과 백색 가우시안 채널 환경에서 오프라인으로 학습시킨 이진 신경망의 복호기의 성능을 보면 위의 그림과 같이 신경망으로 학습시킨 복호기와 표준 배열을 이용한 복호기의 성능이 비슷함을 알 수 있다. 기존의 표준배열을 이용했을 때보다 기억 용량이 적고 복호를 수행할 경우 매우 빠른 속도 이득을 얻을 수가 있다. 그리고 기억장치에 표준배열을 모두 기억시키는 대신 신경망의 가중치와 임계치를

설정하는 것으로 표준배열을 신경망에 기억시키는 것과 같다고 할 수 있다. 신경망은 정수의 임계값을 가지는 하드리미터 소자와 정수 가중치만을 사용하므로 별도의 기억소자를 필요로 하지 않는다.

VII. 결론

본 논문에서는 선형 블록 부호의 복호를 위하여 다층의 이진 신경망을 사용하여 구현하는 방법을 제시하였다.

신경망을 이용하여 오프라인에서 학습된 경우 그 성능을 심한 심볼간 간섭이 존재하고 가산적 백색 가우시안 잡음이 존재하는 채널환경에서 세 가지 서로 다른 부호에 대하여 모의실험·비교하였다. 심한 심볼간 간섭이 생겼을 때 등화기를 거치지 않고 복호할 경우에는 에러율의 급격한 증가로 인해 부호화 이득을 기대 할 수 없게 된다. 따라서 본 연구에서는 선형 등화기를 복호기의 앞단에 연결해서 심볼간 간섭의 영향을 줄이고 복호하는 방식을 사용하였다.

제안된 시스템의 성능은 오프라인에서 학습된 경우 표준 배열을 이용한 최적 복호기의 성능과 유사한 성능을 나타내었으며, 이진 신경망을 이용한 복호기의 구현이 가능함을 알 수 있었다. 오프라인에서 학습된 시스템의 경우에는 표준배열을 기억하기 위하여 별도의 기억소자를 사용할 필요 없이 하드리미터 소자와 가중치를 나타내는 소자만으로 표준 배열 복호와 같은 성능을 나타내는 복호기를 구현할 수 있으며, 기하학적 학습 알고리즘에 의하여 학습이 되어 가중치와 임계 치가 모두 정수 값만을 갖기 때문에 하드웨어로 구현이 용이하다는 장점을 가진다. 또한 온라인에서 학습된 시스템은 부호의 종류에 관계없이 그 부호의 길이와 정보의 길이, 즉 $[n, k]$ 만을 알고 있으면, 일정 기간 학습을 거친 후 복호기로 사용이 가능하다. 즉 단일 칩으로 구현할 경우 하나의 칩셋으로 다양한 부호에 대해 부호 화와 복호화가 가능한 범용 복호기로서 사용이 가능함을 의미한다. 소량생산이 요구되는 복호기의 경우에는 비용이 많이 드는 ASIC에 비해 저렴한 비용으로 구현이 가능한 범용 이진 신경망 복호기가 유리하다고 할 수 있다.

본 논문에서 제안된 방법과 같이 이진 신경망을 이용하여 복호기를 구현할 경우, 본 연구의 결과로부터 표준배열 복호 수준의 복호기를 간편한 구조로 구현할 수 있으며, 복호 속도의 향상과 메모리의

절감이라는 기대효과를 가질 수 있다.

본 논문에서 제안된 시스템은 오프라인에서만 적용되었으나 온라인에서도 사용가능한 복호기의 구현과 등화기와 복호기를 같이 복합하여 사용할 수 있는 시스템을 구현하는 것이 더 바람직할 것이다.

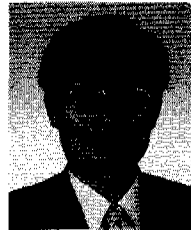
참고 문헌

[1] J. M. Zurada, Introduction to Artificial Neural System, West Publishing Company, 1992.
 [2] R. P. Lippmann, "An Introduction to Computing with Neural Nets," IEEE ASSP Mag., pp. 36-54, APR 1987.
 [3] B. Yuhua and N. Ansari, Neural Networks in Telecommunications, Kluwer Academic Publishers, 1994.
 [4] J. Alspector, R. Goodman, and T. X. Brown, Applications of Neural Networks to Telecommunications, Lawrence Erlbaum Associates Publishers, 1993.
 [5] Y. Tseng and J. Wu, "Fast Neural Decoders for Some Cyclic Codes," Int. J. Electronics, vol. 75, no. 4, pp. 595-600, 1993.
 [6] J. Yuan and C. S. Chen, "Correlation Decoding of the (24, 12) Golay Code Using Neural Networks," IEEE Proceedings-I, vol. 138, no. 6, pp. 517-524, DEC 1991.
 [7] B. Sklar, Digital Communications, Prentice-Hall, 1988.
 [8] J. H. Kim and S. Park, "The Geometrical Learning of Binary Neural Networks," IEEE Trans. Neural Networks, vol. 6, no. 1, pp. 237-247, JAN 1995.
 [9] S. Park, J. H. Kim, and H. Chung, "A Training Algorithm for Discrete Multilayer Perceptrons," IEEE Int. Symp. Circuits syst., pp. 1493-1496, JUN 1991.
 [10] S. B. Wicker, Error Control Systems for Digital Communication and Storage, Prentice-Hall, 1995.
 [11] Shahid U. H. Qureshi "Adaptive Equalization," IEEE Proceedings, Vol. 73, No. 9, September 1985
 [12] K. A. Al-Mashouq, "The Use of Neural Nets to Combine Equalization with Decoding for

Severe Intersymbol Interference Channels," IEEE Trans Neural Networks, Vol. 5, No. 6, November 1994
 [13] 노상영, "기하학적 학습 알고리즘에 의하여 학습된 이진 신경망을 이용한 복호기의 구현," 한양대학교 석사학위 논문, 1997. 12
 [14] S. Haykin, Adaptive Filter Theory, Prentice-Hall, 1996
 [15] J. G. Proakis, Digital Communications, McGraw-Hill, 1989

박 승 곤(Park Sung-Kwon)

정희원

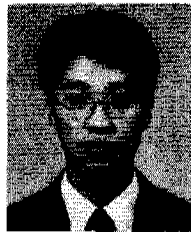


공학박사 : Rensselaer Polytechnic Institute, Troy, NY, 1987
 공학석사 : Stevens Institute of Technology, Hoboken, NJ, 1983
 공학사 : Hanyang University, Seoul, 1982

한양대학교, 전자통신공학과
 1995년 3월~현재 : 부교수
 1993년 3월~1995년 2월 : 조교수
 Tennessee Technological University, Electrical Engineering Dept.
 1992년 9월~1993년 1월 : 부교수(Tenured)
 1987년 9월~1992년 8월 : 조교수
 <주관심 분야> Data Communication System, CATV
 Multimedia Systems, Digital Signal Processing, Artificial Neural Networks, Speech Synthesis and Recognition, Radar and Sonar Signal Processing

허 성 현(Huh Sung-Hyun)

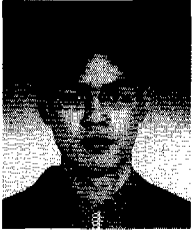
정희원



1997년 2월 한양대학교 전자통신공학과 졸업
 1999년 2월 한양대학교 전자통신공학과 석사 졸업예정
 <주관심 분야> 적응신호처리, 신경회로망

이 윤 봉(Lee Youn-Bong)

정회원



1997년 2월 : 제주대학교 통신
공학과 졸업

1999년 2월 : 한양대학교 전자
통신공학과 졸업예정

1999년 3월 : 한양대학교 전자
통신공학과 박사과정
입학예정

<주관심 분야> 적응신호처리, 신경회로망, 음성인식