

이진 신경 회로망을 이용한 DS/SS에서의 초기 동기 신경 시스템

正會員 한 동 수*, 박 승 권**

Neural Acquisition System of DS/SS Communication System using Binary Neural Network

Dong Soo Han*, Sung Kwon Park** *Regular Members*

요 약

이 논문에서는 DS/SS 통신 시스템에서의 초기 동기를 위한 효율적인 신경 시스템이 제시된다. 이 시스템은 주어진 의사잡음 수열을 이진 필드에서 기하학적으로 분석하여 학습하는 이진 신경회로망을 사용한다. 주어진 시스템에서의 검출 확률과 오경보 확률을 얻고 실제 모의 실험과 비교하여 구한 식을 검증한다. 또한 초기 동기 시간의 식이 유도되고 직렬 탐색의 2중 적분 시간과 비교하여 더욱 나은 성능을 가짐을 보인다. 또한 동기 수열의 길이와 갯수에 따른 시스템의 성능을 분석하여 동기 수열의 길이를 늘릴수록, 동기 수열의 갯수를 늘릴수록 성능이 향상됨을 보인다.

ABSTRACT

In this paper, an effective neural acquisition system is suggested for acquisition of the DS/SS communication system. The suggested system uses a binary neural network which geometrically analyzes and learns a given PN sequence in the binary field. The probabilities of detection and false alarm are obtained and are compared to simulation values. The equation of the mean acquisition time is derived and is compared to the double dwell time of the serial search system. The significant improvement of the performance is demonstrated. As the length of synchronization sequence becomes longer and the number is increased, the performance is improved.

I. 서 론

최근 무선 이동 통신에서 사용되고 있는 직렬 수열 확산 대역(DS/SS) 통신 시스템은 송신 쪽에서 보내고자 하는 신호보다 넓은 대역폭을 갖는 의사잡음 수열을 곱하여 송신 신호의 대역을 확산하는 시스템이다. 이 확산 대역 시스템은 외부의 개입이나 재밍에 강하

*삼성전자 무선통신 개발실 주임연구원

**한양대학교 전자통신공학과 부교수

論文番號: 95286-0824

接受日字: 1995년 8월 24일

고 많은 사용자를 가질 수 있다는 특성을 가지고 있기 때문에 과거엔 군사적인 목적으로 많이 사용되었으나 현재는 이동 통신, 컴퓨터 통신, 위성 통신 등에도 사용되고 있다. 수신기에서는 송신기의 의사잡음 수열과 동일한 의사잡음 수열을 발생시켜 확산 신호와 곱하여 역확산함으로써 원하는 신호를 검출하며 이러한 과정을 동기라 한다[1].

확산 대역에서 정확한 동기를 찾는 것은 시스템의 성능을 결정하는 아주 중요한 요소이며 수신된 의사잡음 수열과 수신기에서 발생한 의사잡음 수열의 완벽한 동기를 이루기 위하여 다음과 같은 두 단계가 요구된다. 첫째는 초기 동기(acquisition)로 의사잡음 수열의 자기 상관 성질을 이용하여 수신된 신호에 송신기의 의사잡음 수열과 동일한 의사잡음 수열을 곱하여 역확산시키며 수신 신호와 한 칩 이내로 동기를 맞추는 과정이다. 둘째 단계는 위상 제어 기술을 이용하여 한 칩 이내로 동기화된 신호를 미세 동기 조정하여 완벽한 동기를 이룬다. 수신된 의사잡음 수열과 수신기에서 발생한 국부 의사잡음 수열은 위상 동기를 유지하며 이 과정을 추적이라 한다[1].

초기 동기를 이루는 방법은 크게 다음과 같은 3가지로 나눌 수 있다. 첫째는 병렬 탐색 방식[2]으로 찾고자 하는 의사잡음 수열의 위상 수만큼의 검출기와 지연 소자를 이용하여 찾고자 하는 위상을 병렬로 동시에 탐색하여 출력을 서로 비교해서 가장 큰 출력에 동기를 맞추는 방법이다. 탐색하는 속도가 빠르나 찾고자 하는 의사잡음 수열의 위상이 많은 경우엔 시스템이 복잡해진다. 둘째는 순차 추정 방법이며 이 방법은 몇 개의 입력 비트를 보고 수신되는 의사잡음 수열을 추정하여 국부 의사잡음 수열 발생기에 입력하여 국부 의사잡음 수열을 발생시키는 방법으로 이 방법을 이용한 시스템은 RASE(Rapid Acquisition Sequential Estimation)[3]와 이것을 개선한 RARASE(Recursion-Aided RASE)[4]가 있다. 이 방법은 신호 대 잡음비가 높을 때에는 빠른 초기 동기 시간을 얻을 수 있지만 신호 대 잡음비가 낮을 때에는 비효율적이다. 셋째로 가장 많이 쓰이는 직렬 탐색 방법 [5]은 의사잡음 수열의 위상에 대해 차례로 탐색하는 방법으로 시간은 조금 오래 걸리지만 시스템이 간단하다는 장점이 있어 널리 쓰인다.

이 논문에서는 초월 공간상에서 의사잡음 수열의

기하학적 성질을 분석하여 찾고자 하는 기준 수열을 설정하고 이 수열을 분리하는 초월 평면을 찾아 학습하는 신경회로망을 이용한 초기 동기 신경 시스템을 제시한다. 2장에서는 DS/SS 시스템을 모델링하고 의사잡음 수열의 특징을 설명하며 3장에서는 2진 필드의 초월 공간상에서 주어진 동기 수열을 분리하는 초월 평면을 찾아 학습하는 이진 신경회로망을 구현하고 이 신경회로망을 이용한 초기 동기 신경 시스템을 제시한다. 4장에서는 초기 동기 시스템의 성능을 결정짓는 요소인 검출 확률과 오경보 확률 그리고 초기 동기 시간에 대한 식을 유도하여 초기 동기 신경 시스템의 성능을 제시한다.

II. DS/SS 시스템

2.1 수학적 모델링

이진 PSK DS/SS 통신 시스템에서 이진 정보 신호는 다음과 같다.

$$b(t) = \sum_{i=-\infty}^{\infty} b_i P_T(t-iT) \quad (1)$$

이 신호는 의사잡음 확산 부호 C(t)에 의해 확산되고 PSK로 변조된다. 여기서 $b_i \in \{1, -1\}$ 는 i번째 정보 비트이고 P_T 는 시간폭 T의 단위 구형파이다. 주기 N을 갖는 의사잡음 수열에 의해서 발생한 의사잡음 확산 신호 C(t)는 다음과 같다.

$$C(t) = \sum_{j=-\infty}^{\infty} a_j P_{Tc}(t-jTc) \quad (2)$$

여기서 $a_j \in \{-1, 1\}$, $a_j = a_{j+N}$ 이다. Tc 는 한 칩의 시간폭이다. 이 논문에서는 초기 동기를 이루는 동안 $b(t) = 1$ 로써 정보의 영향은 없다고 생각하며 또한 도플러 효과도 무시한다고 가정하여 성능을 분석한다. 이제 수신 신호는 다음과 같이 표현할 수 있고 이때의 수신기는 그림 1과 같다.

$$r(t) = \sqrt{2P} C(t + \zeta Tc) \cos(\omega_c t + \theta) + n(t) \quad (3)$$

여기서 ζ 는 수신 코드 편차이고 θ 는 $[0, 2\pi]$ 에서 일정하게 분포된 위상 지연이다. 또한, ω_c 는 반송파의 각주파수[rad/sec], P는 전송 신호의 전력이며 $n(t)$ 는

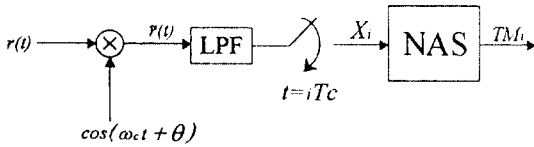


그림 1. 수신기의 구조.
Fig. 1 The structure of receiver.

No/2의 양측 전력 스펙트럼 밀도를 갖는 부가성 정규 잡음이다.

수신측에서 반송파의 위상을 알고 있다고 가정하면 동기 복조를 사용할 수 있다. 이 수신 신호를 동기 복조하고 LPF를 통과시켜 발생된 기저 대역 신호를 매 Tc초마다 표본한 값이 다음 장에서 설명할 초기 동기 신경 시스템의 입력 신호로 들어간다. 이제 기저 대역 신호는 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$\tilde{r}(t) = \sqrt{\frac{P}{2}} C(t + \zeta Tc) + n_o(t) \quad (4)$$

$n_o(t)$ 는 LPF를 통과한 정규 잡음이다. 이제 초기 동기 신경 시스템의 입력은 다음과 같다.

$$X_i = \sqrt{\frac{P}{2}} C_i + n_{oi} \quad (5)$$

여기서 C_i 는 $C(t + \zeta Tc)$ 의 $t = iTc$ 에서 표본한 값이고 n_{oi} 는 $n_o(t)$ 의 샘플된 값이다. n_{oi} 의 평균은 0이고 분산은 $\sigma_{n_o}^2 = f_{co} \cdot No/2$ 이다. $f_{co} (= 1/2Tc)$ 는 LPF의 차단 주파수이다. 또한, 잡음 전력 스펙트럼 밀도에 대한 칩 에너지는 $\gamma_c = E_c/No = PTc/No$ 이다. 또한, TM_i 는 초기 동기 신경 시스템에서 초기 동기가 이루어진 신호가 추적 모드로 들어가는 신호이다.

2.2 의사잡음 수열의 특징

이 논문에서는 의사잡음 수열의 자기 상관 특성보다는 초월 공간상에서 의사잡음 수열의 기하학적인 특성에 관심을 두어 분석한다. 이제 차수가 N인 의사잡음 수열을 S개의 탭을 갖는 신경회로망의 입력으로 사용하기 위해 S개씩 연속적으로 나누어 2^N 개의 입력 신호를 만든다. S의 길이를 갖는 이러한 수열을 입력 수열이라 한다. 이 입력 수열들은 각각 이진 필드에서

S차원 공간의 초월 입방체의 꼭지점들이다. S차원 공간의 초월 입방체의 꼭지점의 갯수는 2^S 개이다. 일반적으로 S는 N보다 크므로 $2^S \gg 2^N$ 이다. 기하학적인 관점에서 S차원 공간의 초월 입방체에서 2^N 개의 꼭지점을 표시했을 때 각 꼭지점들은 서로 많은 거리를 두고 떨어져 있을 것이다.

이제 동기 시키기를 원하는 임의의 동기 수열은 2^N 개의 입력 신호 중 선택되며 이 동기 수열은 동기를 이루기 위해 신경회로망에 의해 탐색된다. 앞으로 이 논문에서 사용하게 될 의사잡음 수열은 $N=15$ 이고 $1 + X^5 + X^7 + X^8 + X^9 + X^{13} + X^{14}$ 의 생성 다항식을 갖는다. S=64일 때 임의의 동기 수열과 다른 입력 수열과의 해밍 거리는 임의의 동기 수열에서 가장 가까운 해밍 거리를 갖는 입력 수열은 18비트 떨어진 시퀀스이며 해밍 거리가 커질 수록 입력 수열의 갯수는 늘어난다는 것을 알 수 있고 32비트를 중심으로 거의 대칭을 이룬다는 것을 알 수 있다. 위의 사실로써 하나의 동기 수열을 다른 입력 수열들과 분리하기 위해서는 동기 수열로부터의 해밍 거리가 1과 18 사이인 위치에 초월 평면을 위치시켜야 하며 이 초월 평면이 결정되면 이에 따라 가중값과 문턱값을 결정하는 신경회로망을 구현할 수 있다.

III. 신경회로망의 구성

3.1 이진 신경회로망

여기서 사용되는 이진 신경회로망은 하나의 은닉층을 갖고 정수치의 문턱값과 가중값을 가지며 하드 리미트 활성화 함수를 사용하는 다층 신경회로망이다. 입력층에서 은닉층까지는 [6]에서 소개된 GEL(Geometrical Expansion Learning) 알고리즘을 사용하고, 출력층에는 의사잡음 수열 발생기를 설치한다. 그림 2는 이진 신경회로망의 구조를 나타낸 것이다. 은닉층의 하나의 뉴런은 하나의 동기 수열을 다른 입력 수열들과 분리하는 하나의 초월 평면을 나타내며 따라서 은닉층의 뉴런의 수는 선택할 동기 수열의 수와 동일하다[6].

입력층에서 은닉층까지의 문턱값과 가중값은 기하학적 학습 알고리즘이 동기 수열을 다른 입력 수열과 분리하는 초월 평면을 발견하면 자동적으로 구해진다. 분리 초월 평면의 식은 다음과 같이 쓸 수 있다.

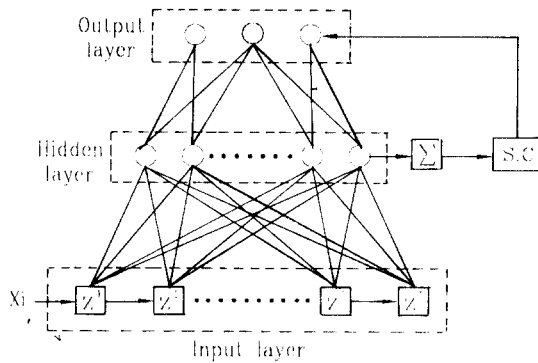


그림 2 이진 신경회로망의 구조.
Fig. 2 The structure of Binary Neural Network.

$$\sum_{i=1}^s w_i x_i - T = 0 \quad (7)$$

여기서 $w = (w_1, w_2, \dots, w_s)$ 는 신경회로망의 가중값이자 초월 공간의 중심(0, 0, ..., 0)에서 동기 수열까지의 벡터이며 또한, 초월 평면의 법선 벡터이다. 곧, w 는 동기 수열의 값이 되며 $w_i \in \{-1, 1\}$ 이다. $X = (x_1, x_2, \dots, x_s)$ 는 동기 수열에서 H 비트 차이 나는 입력 수열이며 초월 평면에 존재한다. 따라서 X에서 동기 수열과 같은 값을 갖는 비트의 개수는 S-H개이고 다른 값을 갖는 비트의 수는 H개이다. 이제 문턱값 T를 구해 보면 $T = \sum_{i=1}^s w_i x_i$ 이다. $|x_i| = 1$ 일 때 가중값과 입력 수열이 같은 값을 가지면 그 곱은 1이고 다른 값을 가진다면 -1이 되므로 $T = S - H - H = S - 2H$ 이다. 이제 동기 수열을 결정하면 이 수열들을 나머지 수열들과 분리할 수 있는 초월 평면의 문턱값과 가중값을 구할 수 있으며 이 값들이 우리가 구하고자 하는 값들이다.

하나의 은닉층 뉴런에서부터 출력층의 뉴런들까지의 가중값은 그 은닉층 뉴런에 해당하는 동기 수열을 만들 때의 의사잡음 수열 발생기의 이동 저장기의 값이다. 출력층의 문턱값은 모두 1로써 출력층에 연결된 가중값이 그대로 출력으로 전달된다. 결국 출력층에 있는 뉴런들의 출력은 국부적으로 동기화된 의사잡음 수열을 발생시키는 이동 저장기의 값을 나타내며 이 출력이 수신기의 국부 의사잡음 수열 발생기의 레지스터에 입력된다. 곧, 출력층의 뉴런의 개수는 이

동 저장기의 갯수와 같은 N이다.

모의 실험을 사용하여 성능을 분석하기 위해 신경회로망의 입력 신호는 입력 수열에 정규 잡음이 섞인 신호를 사용한다. 만약 동기 수열이 이진 신경회로망의 입력이고 이진 신경회로망이 동기 수열을 제대로 인식하였다면 은닉층의 뉴런의 출력값이 1을 나타낸다. 하지만 잡음의 영향으로 잡음이 섞인 신호를 하나의 은닉층 뉴런에서만 인식하는게 아니라 다른 은닉층 뉴런에서도 동기 수열로 인식하는 경우가 있다. 곧, 여러개의 뉴런에서 1이 나온다. 이러한 경우는 동기 수열을 제대로 인식하지 못한 경우로 은닉층의 스위치 조절기를 통해 조절한다. 곧, 스위치 조절기는 은닉층의 출력이 하나만 1일 때 제대로 기준 신호를 검출한 것으로 인식하여 출력층의 출력이 의사잡음 수열 발생기에 전달되게 하며 그렇지 않고 여러개의 1이 나오거나 0이 나오는 경우엔 출력층의 값이 전달되지 못하게 조절한다.

3.2 초기 동기 신경 시스템

그림 3은 초기 동기 신경 시스템의 구조를 나타내며 이것의 동작은 다음과 같다.

1. S1은 닫혀 있고 이진 신경회로망의 입력으로 잡음을 가진 신호가 들어간다. 스위치 조절기가 켜질 때까지 S3는 ②의 위치에 놓여 있게 된다.
2. 들어온 입력 수열이 동기 수열이고 은닉층에서 제대로 동기 수열을 검출하여 은닉층 뉴런의 출력값들의 합이 1이면 스위치 조절기는 켜진다. 스위치 조절기가 켜질때 S1은 꺼지고 S2는 켜지며 S3는 ①의 위치에 놓일 수 있도록 스위치 조절기는 스위치들을 조절한다. 이제 1의 출력을 갖는 은닉층의 뉴런에서부터 출력층 뉴런들까지의 가중값이 이동 저장기의 입력으로 들어가서 국부 의사잡음 수열이 발생된다. 여기까지가 이진 신경회로망의 역할이며 이 부분은 탐색 모드에 해당한다.
3. 이 수열들은 입력 수열들과 곱하여지고 연산기에서 합하여진다. 이 합해진 값들이 비교기의 문턱값보다 크면 초기 동기는 제대로 이루어진 것으로 간주하고 추적이 시작된다. 그렇지 않다면 스위치 조절기는 꺼지고 처음의 과정을 반복한다. 이 과정이 확인 모드에 해당한다.

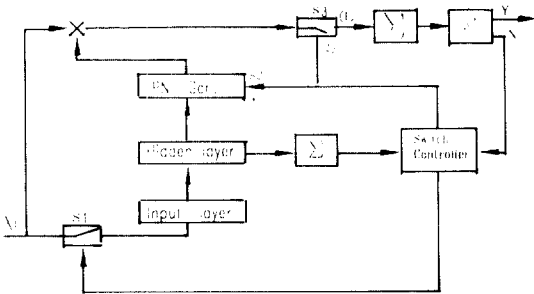


그림 3. 초기 동기 신경 시스템의 구조.
Fig. 3 The structure of Neural Acquisition System.

IV. 성능 분석

수신기의 성능을 분석하는데는 두개의 중요한 요소가 있다. 첫번째는 검출 확률 P_D 와 오경보 확률 P_F 이고 둘째는 평균 초기 동기 시간 $E\{T_{acq}\}$ 이다. 초기 동기 시간은 검출 확률과 오경보 확률의 함수이므로 검출 확률과 오경보 확률을 먼저 구한다. 이때 실제 모의 실험을 통하여 얻은 결과를 이론값과 비교함으로써 이 논문에서 전개한 수식들이 올바름을 증명한다.

4.1 $M = 1$ 인 경우의 검출 확률과 오경보 확률

M 은 동기를 바라는 동기 수열의 갯수라 정의하며 먼저 $M = 1$ 인 경우 곧, 은닉층의 뉴런은 하나인 경우를 살펴보자. 이제 동기 수열을 참 신호라 정의하고 다른 입력 수열을 거짓 신호라 정의한다.

1) P_D

P_D 는 어떤 참 신호가 들어왔을 때 그 신호를 검출해 낼 수 있는 확률이다. 곧, 동기 수열이 입력되었을 때 은닉층의 뉴런의 출력이 0보다 클 확률이다. 곧, $\sum_{i=1}^S w_i X_i + T > 0$ 이어야 한다. (5)식에서 $X_i = \sqrt{P/2} C_i^T + n_{oi}$ 이며 여기서 C_i^T 는 참 신호의 i 번째 비트를 나타낸다. 이제 이 식은 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$\sum_{i=1}^S w_i \sqrt{\frac{P}{2}} C_i^T + \sum_{i=1}^S w_i n_{oi} + T > 0 \quad (8)$$

참 신호와 가중값은 동일하므로 $\sum_{i=1}^S w_i C_i^T = S$ 이고

잡음이 없는 상태에서의 입력신호의 크기는 $|X_i| = \sqrt{P/2}$ 이므로 $T = (-S + 2H)\sqrt{P/2}$ 이다. 위 식은 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$G = \sum_{i=1}^S w_i n_{oi} > -\sqrt{2PH} \quad (9)$$

$w_i = \pm 1$ 이고 잡음 표본값인 n_{oi} 는 각각이 독립적이며 동일한 분산을 갖는 확률 변수이므로[7]

$$\textcircled{1} E[G] = 0$$

$$\textcircled{2} \text{VAR}[G] = \text{VAR} \left[\sum_{i=1}^S n_{oi} \right] = \sum_{i=1}^S \text{VAR} \{n_{oi}\} = S\sigma_n^2$$

이다.

위의 사실로써 G 의 확률 밀도 함수를 구해 보면

$$f_G(g) = \frac{1}{\sqrt{2\pi S\sigma_n^2}} \exp\left(\frac{-g^2}{2S\sigma_n^2}\right) \quad (10)$$

이다. 이제 검출 확률은 다음과 같이 구할 수 있다.

$$P(G > -\sqrt{2PH}) = \int_{-\sqrt{2PH}}^{\infty} f_G(g) dg$$

$$= \frac{1}{2} \text{erfc} \left(\frac{-\sqrt{2PH}}{\sqrt{2S\sigma_n^2}} \right) \quad (11)$$

여기서 $\text{erfc}(x) = \int_x^{\infty} \frac{2}{\sqrt{\pi}} \exp(-z^2) dz$ 이다. 이 식을 다시 정리하면 다음과 같다.

$$P_D = \frac{1}{2} \text{erfc} \left(-H \sqrt{\frac{4}{S}} \gamma_c \right) \quad (12)$$

2) P_F

P_F 는 거짓 신호가 들어왔을 때 그 신호를 참 신호로 잘못 식별할 수 있는 확률을 의미한다. 곧, $P_F = P(\text{false})P(\text{true}|\text{false})$ 이며 $P(\text{true}|\text{false})$ 는 위에서와 동일한 방식으로 거짓 신호 C_i^T 가 들어왔을 때 잘못 인식하려 하면

$$\sum_{i=1}^S w_i X_i + T = \sum_{i=1}^S \sqrt{\frac{P}{2}} w_i C_i^T + \sum_{i=1}^S w_i n_{oi} + T > 0 \quad (13)$$

이어야 한다. 이때 $\sum_{i=1}^S w_i C_i^2 = S - 2h$ 이고 $T = \sqrt{P/2}(-S + 2H)$ 이다. 여기서 h 는 동기 수열과 입력 수열간의 헤밍 거리이다. 이 식은 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$N = \sum_{i=1}^S w_i n_{oi} > \sqrt{2P} (h - H) \quad (14)$$

이제 $P(\text{truefalse})$ 는 다음과 같다.

$$P(N > \sqrt{2P}(h - H)) = \frac{1}{2} \operatorname{erfc}\left(\frac{\sqrt{2P}(h - H)}{\sqrt{2S\sigma_n^2}}\right) = \frac{1}{2} \operatorname{erfc}\left(\sqrt{\frac{4}{S}} \gamma_c(h - H)\right) \quad (15)$$

또 $P(\text{false}) = P(H[h])$ 이고 $P[H[h]]$ 는 동기 수열와 다른 입력 신호와의 헤밍 거리가 h 일 확률이다. 결국

$$P_F = \sum_{h=1}^S P(H[h]) \frac{1}{2} \operatorname{erfc}\left(\sqrt{\frac{4}{S}} \gamma_c(h - H)\right) \quad (16)$$

4.2 M을 변화시켰을 때의 P_D 와 P_F

먼저 두개의 동기 수열을 선택한 경우를 살펴보고

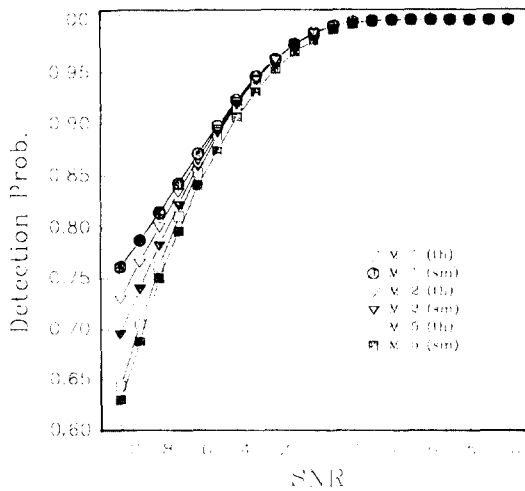


그림 5. $S = 64$ 인 경우에 M 의 변화에 따른 검출 확률의 이론값과 실제 모의 실험 결과값.

Fig. 5 When $S = 64$, theoretical value and simulation value of probability of false alarm for varying M .

나서 일반적인 경우를 살펴보자. 두개의 동기 수열을 선택하면 은닉층의 뉴런의 갯수도 2개이다.

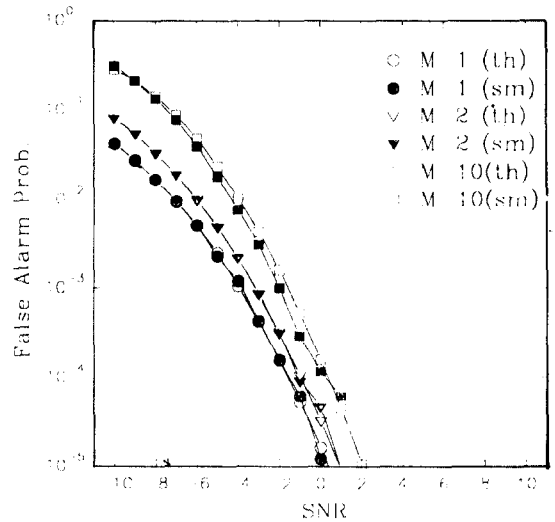


그림 6. $S = 64$ 인 경우에 M 의 변화에 따른 오 경보 확률의 이론값과 실제값.

Fig. 6 When $S = 64$, theoretical value and simulation value of probability of false alarm for varying M .

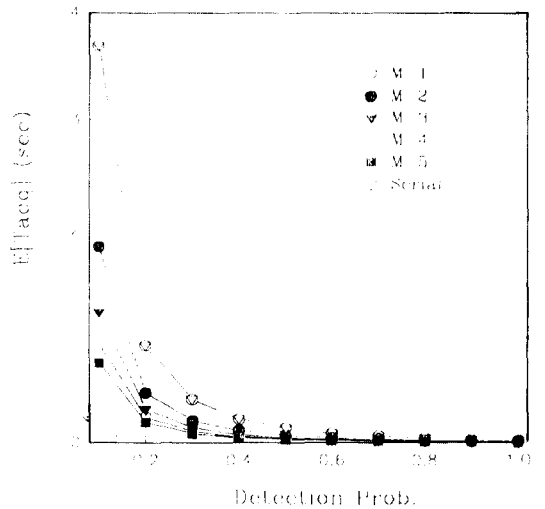


그림 8. $P_F = 0.01$, $S = 128$, $J = 1000$ 일 때 M 의 변화에 따른 P_D 와 평균 초기 동기 시간.

Fig. 8 When $P_F = 0.01$, $S = 128$, $J = 1000$, P_D vs. $E\{T_{acq}\}$ for varying M .

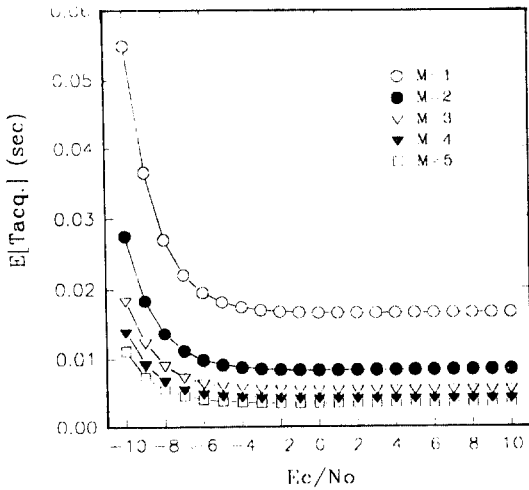


그림 9. S=64, J=1000인 경우에 M의 변화에 따른 Ec/No와 평균 초기 동기 시간.
Fig. 9 When S=64, J=1000, Ec/No vs. E{Tacq} for varying M.

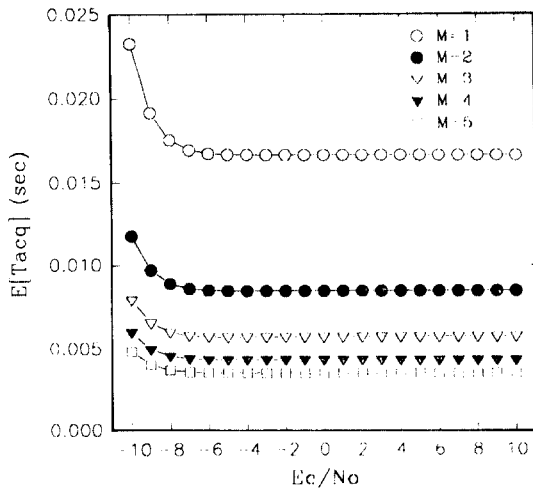


그림 10. S=128, J=1000인 경우의 M을 변화시켰을 때 Ec/No와 평균 초기 동기 시간.
Fig. 10 When S=128 and J=1000, Ec/No vs. E{Tacq} for varying M.

1) P_D

두개의 동기 수열을 선택한 경우에 제대로 동기 수열을 검출하려면 동기 수열이 신경회로망의 입력으로 들어왔을 때 이 신호를 하나의 뉴런에서는 참 신호로

검출하고 다른 하나의 뉴런에서는 거짓 신호로 인식하면 된다. 아래 그림 10은 두개의 동기 수열과 분리 초월 평면을 2차원 상에 표현한 것이다. 곧, SYS_1 , SYS_2 가 선택된 동기 수열이라 하면 SYS_1 이 들어왔을 때 초월 평면 1에 해당하는 뉴런에서 참 신호로 검출하고 초월 평면 2에 해당하는 은닉층 출력 뉴런에서는 이 신호를 거짓 신호로 검출하면 된다. 이것을 식으로 나타내면 다음과 같다.

$$TP_D = P(SS_1)P(true|SS_1) + P(SS_2)P(true|SS_2) \quad (18)$$

여기서 TP_D 는 전체 검출 확률이고 $P(SS_i)$ 은 동기 수열이 SYS_i 일 확률이다. $P(true|SS_i)$ 은 SYS_i 이 동기 수열일 때 이 수열을 제대로 검출할 확률로 $P(true|SS_i) = P_{D_HP_i} P_{O_HP_i}$, $P(true|SS_2) = P_{D_HP_2} P_{O_HP_2}$ 이다. $P_{D_HP_i}$ 은 초월 평면 HP_i 이 동기 수열을 검출할 확률이고 $P_{O_HP_i}$ 은 초월 평면 HP_i 에 해당하는 뉴런이 거짓 신호를 거짓 신호로 인식할 확률이다. $P_{O_HP_i} = 1 - P_{F_HP_i}$ 이고 $P_{F_HP_i}$ 는 (16)에서 하나의 거짓 신호가 들어왔을 때 발생하는 오경보 확률이므로 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$P_{F_HP_i} = P(H|h) \frac{1}{2} \operatorname{erfc} \left(\sqrt{\frac{4\gamma_c}{S}} (h-H) \right) \quad (19)$$

이제 $P(SS_1) = P(SS_2) = 1/2$, $P_{D_HP_1} = P_{D_HP_2}$ 이고 $P_{F_HP_1}$ 과 $P_{F_HP_2}$ 는 아주 작은 값이므로 $P_{O_HP_1} \approx P_{O_HP_2}$ 이라 할 수 있으며 이제 전체 검출 확률은 다음과 같이 쓸 수 있다.

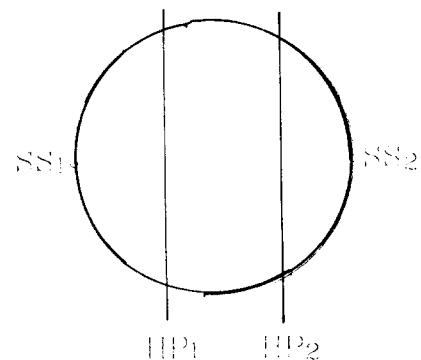


그림 11. 두개의 SS와 그것을 분리하는 두개의 초월 평면.
Fig. 11 Two SS and two hyperplane separating the SS.

$$TP_D = P_{D_HP}, P_{O_HP}, \quad (20)$$

이제 M개의 동기 수열을 갖는 경우를 살펴보면 다음과 같다.

$$TP_D = P_{D_HP}, (P_{O_HP})^{M-1} \quad (21)$$

2) P_F

위에서와 동일한 방식으로 두개의 동기 수열을 갖는 경우를 먼저 살펴보고 일반적인 경우를 살펴보자.

두개의 동기 수열을 설정한 경우의 오경보 확률은 거짓 신호가 들어왔을 때 하나의 뉴런에서는 참 신호로 인식하여 오경보를 발생하고 다른 하나의 뉴런에서는 그 신호를 거짓 신호로 판별하면 된다. 곧,

$$TP_F = P_{F_HP}, P_{O_HP} + P_{F_HP}, P_{O_HP}, \quad (22)$$

P_{F_HP} ≈ P_{F_HP2}이고 P_{O_HP1} ≈ P_{O_HP2}임으로 이 식은 대략 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$TP_F \approx P_{F_HP}, 2(1 - P_{F_HP}), \quad (23)$$

M개의 동기 수열을 갖는 일반적인 경우를 살펴보면 다음과 같다.

$$TP_F \approx M(1 - P_{F_HP})^{M-1} P_{F_HP}, \quad (24)$$

모의 실험은 다음과 같이 실시하였다. 길이가 S인 의사잡음 수열에 신호 대 잡음비에 따라 잡음을 발생시켜 더해서 이진 신경회로망의 입력으로 들어간다. 이때 신호 전력은 1이고 신호 대 잡음비는 10log₁₀(1/σ²) 이므로 이때의 잡음은 σ² = -10^(-SNR/10)을 갖는 부가성 정규 잡음이다. P_D는 동기 수열이 들어왔을 때 은닉층의 출력이 1이 나오는 횟수로써 계산하며 1000번을 반복하여 전체 검출 확률을 구하였다. P_F를 구하기 위해 동기 수열이 아닌 32767개의 의사잡음 수열이 입력으로 들어왔을 때 출력이 1이 나오는 횟수를 계산하고 100번을 반복하여 실행하였다. 이때 이진 신경회로망은 C 언어로 프로그래밍하여 Unix에서 실행하였다. 이 경우에 (11), (15)에서 P=2일 때 P_D와 P_F의 이론값은 다음과 같다.

$$P_D = \frac{1}{2} \operatorname{erfc} \left(-H \sqrt{\frac{2}{S}} 10^{\frac{SNR}{10}} \right),$$

$$P_F = \sum_{h=1}^S P(H[h]) \frac{1}{2} \operatorname{erfc} \left(\sqrt{\frac{2}{S}} 10^{\frac{SNR}{10}} (h-H) \right) \quad (17)$$

그림 5와 6은 H=9, S=64인 경우에 M을 변화시켰을 때 신호 대 잡음비에 따른 P_D와 P_F의 이론값과 실제 모의 실험 결과를 비교하여 나타낸 것이다. 거의 유사함을 알 수 있으며 이것으로 우리가 설정한 수식들이 올바름을 알 수 있다. 또한 M이 증가함에 따라 검출 확률은 감소하고 오경보 확률은 증가한다는 것을 알 수 있다.

확인 모드에서의 검출 확률과 오경보 확률은 탐색 모드에서 M=1일 때의 검출 확률과 오경보 확률과 같지만 단, 검색 셀의 수는 S_v=2S_s로써 두 배로 늘어 검사한다.

4.3 평균 초기 동기 시간

초기 동기 시간을 구하는 방법은 여러 가지가 있지만 이 논문에서는 A. Polydoros에 의해 제시되었던 통합법을 사용하며[8] 성능을 비교하기 위한 척도로써 가장 일반적으로 사용되는 직렬 탐색방법[4]을 사용한다. q개의 비트를 갖는 의사잡음 수열에서 일정한 간격을 가지고 M개의 동기 수열을 선택한다면 실제로 검색하는 수열의 길이는 q/M개로 감소한다.

통합법의 상태 흐름도와 마르코프 프로세스의 천이 성질을 이용하여 초기 동기 신경 시스템에 적용하면 그림 13과 같은 상태흐름도를 얻을 수 있고 이 상태 흐름도에 따라 다음과 같은 이득 함수를 얻을 수 있다.

$$H_D(z) = P_D^{\alpha} Z^{Ts + Tv}$$

$$H_{FA}(z) = P_F^{\alpha} Z^{Ts + Tv}$$

$$H_O(z) = (1 - P_{F3}) Z^{Ts} + P_{F3} Z^{Ts + Tv} + P_F^{\alpha} \cdot Z^{Ts + Tv} (Z^{\pi_s} - 1)$$

$$H_M(z) = Z^{Ts} + P_{D3} Z^{Ts} (Z^{Ts} - 1) - P_D^{\alpha} Z^{Ts + Tv} \quad (25)$$

여기서 H_D(z)는 초기 동기가 이루어졌을때의 이득이고 H_M(z)는 동기 신호가 들어왔을때에도 제대로 검

출하지 못하는 상태의 이득이고 $H_0(z)$ 는 비동기 신호가 들어왔을때 그 신호를 비동기신호로 인식하는 상태의 이득이며 $H_{FA}(z)$ 는 비동기 신호가 들어왔을때 그 신호를 동기 신호로 잘못 인식하는 상태의 이득을 나타낸다. 아래첨자 s 와 v 는 탐색 모드와 확인 모드를 나타내고 전체 검출 확률 $P_D^o = P_{Ds} P_{Dv}$ 이며 $P_F^o = P_{Fs} P_{Fv}$ 이다. T_s 는 드웰 시간(dwell time)이고 $T_s = T_c$ 이고 $T_v = S v T_c$ 이다. J 는 벌칙 시간(penalty time)이다.

만약 $H_0[1] = 1$ 이고 사전 확률이 일정하다면 초기 동기 시간은 다음과 같이 표현될 수 있다[8].

$$E\{T_{ACQ}\} = \frac{1}{H_D(1)} \left[H'_0(1) + H'_M(1) + (v-1) H'_A(1) \left(1 - \frac{H_D(1)}{2} \right) \right] \quad (26)$$

(25)의 식을 (26)에 대입하여 정리하면 다음과 같고 여기서 $v = q/M$ 이다.

$$E\{T_{ACQ}\} = \frac{1}{2P_D^o} [2(1 + S v P_{Ds}) + (v-1)\{1 + S v P_{Fs} + J P_F^o\}(2 - P_D^o)] T_c \quad (27)$$

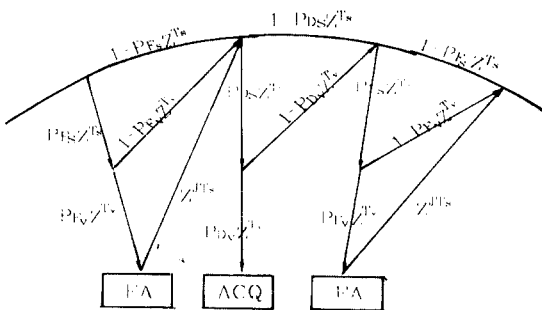


그림 13. NAS의 상태 흐름도.
Fig. 13 State flow diagram of NAS.

만약 $M = 1$ 이고 $v = q$ 가 충분히 크다면 이 식은 다음과 같이 근사화 될 수 있으며 이 식은 J. Holmes의 이중 드웰 직렬 탐색의 초기 동기 시간[5]과 일치한다.

$$E\{T_{ACQ}\} \approx \frac{(2 - P_D^o)}{2P_D^o} \{1 + S v P_{Fs} + J P_F^o\} v T_c \quad (28)$$

이제 동기 시간을 구하기 위해 $q = 32768$, $J = 1000$, $T_c = 1$ Mchip/s라 설정한다. 그림 8은 $P_F = 0.01$, $S = 128$, $J = 1000$ 으로 고정하고 $M = 1, 2, 3, 4, 5$ 일 때 P_D 에 따른 초기 동기 시간을 구한 것이다. 그림에서 보는 것처럼 $M = 1$ 일 때는 직렬 동기 방식과 비슷한 초기 동기 시간을 가지지만 M 이 증가함에 따라 초기 동기 신경 시스템이 더욱 빠른 동기 시간을 가짐을 알 수 있다. 앞의 식들에서 본 것과 같이 초기 동기 신경 시스템은 검출 확률이 크고 오경보 확률이 아주 작기 때문에 직렬 동기 방식보다 더욱 빠른 초기 동기 시간을 가질 수 있다. 그림 9와 10은 $J = 1000$, $S = 64$, 128인 경우에 γ_c 에 따른 초기 동기 시간을 구하였다. M 이 증가함에 따라 P_D 와 P_F 에 대한 성능은 감소하지만 탐색 셀의 갯수가 감소함으로 더욱 빠른 초기 동기 시간을 얻을 수 있다. 또한 S 가 증가함에 따라 훨씬 빠른 초기 동기 시간을 구함을 알 수 있다. 하지만 이러한 경우엔 시스템의 구조가 복잡해진다는 단점을 가지고 있다.

두 그림에서 대략 $-4dB$ 이상에서 γ_c 가 증가해도 평균 초기 동기 시간은 별 변화가 없는데 이것은 그림 4, 5에서 보는 바와 같이 대략 $-4dB$ 이상에서는 γ_c 가 증가해도 P_D 의 변화가 거의 없고 P_F 는 너무 작아서 동기 시간에 별 영향을 주지 않기 때문이다. 이것은 초기 동기 신경 시스템가 잡음에 대해 강인성을 가지고 있음을 나타낸다.

V. 결 론

이 논문에서는 주어진 의사잡음 수열을 이진 필드 상에서 분석하고 찾고자 하는 동기 수열을 분리하는 초월 평면을 찾아 학습하는 이진 신경회로망을 이용한 BPSK DS/SS 통신 시스템에서의 초기 동기 신경 시스템을 제시하였다. 이진 신경회로망과 초기 동기 신경 시스템을 모델링하고 동기 수열의 갯수에 따른 검출 확률과 오경보 확률을 구하고 초기 동기 시간을 유도하고 실제 모의 실험과 비교하여 유사한 결과를 얻었다. 동기 수열의 길이를 증가 시킴에 따라 검출 확률은 증가하고 오경보 확률은 감소하며 초기 동기 시간도 짧아져서 더 좋은 성능을 갖는다. 또한 동기 수열의 갯수가 1일 때는 직렬 탐색 방법과 비슷한 결과를 갖지만 동기 수열의 갯수를 증가시키면 검출 확

률은 감소하고 오경보 확률은 증가하지만 검색 셀의 갯수가 감소하므로 인해 초기 동기 시간은 더 짧아지며 약 -4dB 이상에서는 거의 비슷한 동기 시간을 가져 잡음에 별로 영향을 받지 않는 강인성을 제시한다.

참 고 문 헌

1. S. S. Rapaport and D. M. Grieco, "Spread-Spectrum Signal Acquisition: Method and Technology," *IEEE Comm. Mag.*, Vol. 22, No. 6, pp. 6-21, June 1984.
2. M. K. Simon, J. K. Omura, R. A. Scholtz, and B. K. Levitt, *Spread Spectrum Communications*, Vol. III, Computer Science Press, 1985.
3. R. B. Ward, "Acquisition of Pseudo Noise Signal by Sequential Estimation," *IEEE Trans. Comm.*, Vol. COM-13, No. 4 pp. 475-483. Dec. 1965.
4. R. B. Ward and K. P. Yiu, "Acquisition of Pseudo Signals by Recursion Aided Sequential Estimation," *IEEE Trans. Comm.*, Vol. COM-25, No. 8, pp. 784-794, Aug. 1977.
5. J. K. Holmes and C. C. Chen, "Acquisition Time Performance of PN Spread Spectrum Systems," *IEEE Trans. Comm.*, Vol. COM-25, No. 8, pp. 778-784, Aug. 1977.
6. J. H. Kim and S. Park, "The Geometrical Learning of Binary Neural Network," *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 6, No. 1, pp. 237-247, Jan. 1995.
7. A. Papoulis, *Probability, Random Variables, and Stochastic Process*, 3rd Edition, McGraw-Hill, Inc., 1991.
8. A. Polydoros and C. L. Weber, "A Unified Approach to Serial Search Spread Spectrum Code Acquisition-Part I: General Theory," *IEEE Trans. Comm.*, Vol. COM-32, No. 5, pp 542-549, May 1984.



한 동 수(Dong Soo Han) 정회원
 1993년 2월: 한양대학교 전자통신공학과 졸업(공학사)
 1995년 8월: 한양대학교 대학원 전자통신공학과 졸업(공학석사)
 1995년 8월~현재: 삼성전자 무선통신 개발실 주임 연구원

※주관심분야: PCS, 신경회로망 응용



박 승 권(Sung Kwon Park) 정회원
 1982년: 한양대학교 전자통신공학과 졸업(공학사)
 1983년: 美 Stevens Institute of Technology(공학석사)
 1987년: 美 Rensselaer Polytechnic Institute(공학박사)
 1987년 9월~1992년 8월: 美 Tennessee Technological University, Electrical Eng. 조교수

1992년 9월~1993년 1월: 美 Tennessee Technological University, Electrical Eng. 부교수(Tenured)

1993년 3월~1995년 2월: 한양대학교 전자통신공학과 조교수

1995년 2월~현재: 한양대학교 전자통신공학과 부교수

※주관심분야: 데이터 통신, CATV 멀티미디어 시스템, DSP, 신경회로망, 음성 인식