

論文96-33A-7-5

신경망을 이용한 DS/SS 시스템의 PN 코드의 초기 동기

(Acquisition of PN Sequence by Neural Networks in Direct-Sequence Spread-Spectrum Systmes)

李相睦*, 劉哲雨**, 康昌彦**, 洪大植**

(Sang-Mok Lee, Cheol-Woo You, Chang-Eon Kang, and Dae-Sik Hong)

요 약

본 논문에서는 신경망을 이용한 직접 대역 확산 통신의 초기 동기 시스템을 제안하고 그 성능을 분석한다.

코드 분할 다중 접속의 주요 기술인 주파수 확산 통신에서는 송신단에서 확산된 데이터가 수신단에서 역확산되어야만 통신이 가능하다. 신호의 주파수 확산 및 역확산을 위한 코드 동기는 초기 동기 과정과 동기 추적 과정으로 나누어지는데, 본 논문에서는 이 두가지 과정 중 직접 대역 확산 통신의 초기 동기를 다루게 된다. 그리고 역전파 알고리즘에 의해 학습된 신경망 시스템의 성능은 부가 백색 가우시안 잡음 채널하에서 기존 시스템과 비교된다.

제안된 신경망 시스템은 성능 비교에서 순차 추정 방식을 사용하는 기존 시스템보다 평균 초기 동기 시간 및 패킷 손실 확률 등에서 더 우수한 성능을 나타내었다.

Abstract

In DS/SS systems, it is necessary to synchronize the locally generated despreading signal with the received spreading signal to demodulate the received signal. The synch process between the two signals is usually accomplished in two steps : first acquisition, then tracking.

In this paper, an acquisition system aided by the neural network is proposed for the rapid and exact acquisition in DS/SS. The neural network is composed of three-layered perceptrons and trained by the backpropagation algorithm. The performance of the proposed system is analyzed and compared with ones of conventional systems using the sequential estimation technique under an additive white gaussian noisy channel. In all of the considered simulations, the proposed system outperforms conventional systems.

I. 서 론

제한된 통신 차원의 공유를 위한 다중 접속

* 正會員, 三星電子 情報通信시스템本部 通信開發室
(Samsung Elec., info. & Telecom. Systems Business, Communication Systems R&D Center)

** 正會員, 延世大學校 電子工學科
(Yonsei Univ. Dept. of Elec. Eng.)

※ 본 연구는 1995년도 연세대학교 학술연구비에 의하여 수행되었음.

接受日字:1995年6月22日, 수정완료일:1996年6月24日

(multiple access) 방식에는 주파수 분할 방식 (frequency division multiple access) 이나 시분할 방식 (time division multiple access) 외에도 각 사용자에게 할당된 고유의 코드에 의하여 다중 사용자 환경을 구현하는 코드 분할 방식 (code division multiple access) 이 있다. 특히 데이터의 주파수 확산을 이용하는 CDMA 는 다른 방식에 비하여 가입자 용량이 크다는 잇점을 가짐으로써 차세대 디지털 이동 통신 방식으로서 선호되고 있다^[1]. 이 주파수 확산 통신에서는 PN 코드로써 확산된 데이터가 수신단에서 동일한 PN 코드에 의하여 역확산되어야만 통신이 가능하기 때문에 송신단과 수신단 사이의 빠르고 정확한

코드 동기가 필수적이다.

동기 과정은 일반적으로 초기 동기 (acquisition) 과정과 동기 추적 (tracking) 과정의 두 단계로 수행된다. 초기 동기 과정은 가능한 빠른 시간내에 동기 추적 과정이 수행되도록 수신기에서 발생시키는 기준 PN 코드와 채널로부터 수신되는 PN 코드의 위상차가 한 칩 이상 벗어나지 않도록 조정하는 과정이다. 즉, 한 칩의 길이가 T_c 라면 기준 PN 코드와 수신된 PN 코드간의 위상차가 $-T_c$ 에서 T_c 사이에 존재하도록 하는 것이다. 초기 동기가 성공적으로 수행되면 동기 추적 과정으로 넘어 간다. 동기 추적 과정에서는 한 칩 이내로 좁혀진 두 PN 코드의 위상차를 더욱 세밀하게 조절함으로써 궁극적으로는 위상차가 없도록 하여 전송된 데이터를 정확히 수신할 수 있도록 한다.

초기 동기는 기본적으로 수신 PN 코드와 수신단의 기준 코드 (reference code) 와의 상관 (correlation) 에 의하여 수행된다. 상관시에 동기가 맞지 않으면 상관값이 상당히 작아지고 반대로 동기가 맞으면 상관값은 커지게 되는데, 바로 이 상관값을 주어진 임계치값과 비교함으로써 동기 여부를 판단하게 된다. 따라서 상관을 취하는 길이와 동기 여부를 결정하기 위한 임계치 설정은 동기 시스템의 성능과 관련된 중요한 요소가 된다.

초기 동기 획득을 위한 DS/SS 통신 시스템은 크게 병렬 탐색 (parallel search) 및 직렬 탐색 (serial search), 그리고 순차 추정 (sequential estimation) 방식을 사용하는 세가지 시스템으로 분류된다. 병렬 탐색 시스템은 수신 PN 코드와 모든 가능한 위상차를 가지는 기준 PN 코드들을 서로 상관하고 그 중에서 상관값이 가장 큰 기준 PN 코드의 위상을 선택하여 동기를 이루는 방법이다. 이 시스템은 동기 시스템의 구성은 복잡하지만 동기 시간이 짧다는 장점이 있다. 1964년 G. F. Sage 가 제안한 직렬 탐색 시스템은 하나의 상관기를 사용하여 수신 PN 코드의 위상을 탐색함으로써 병렬 탐색 시스템의 복잡성을 단순화한 반면, 수신 PN 코드의 전 주기를 탐색함으로써 동기 시간이 상당히 길어지는 단점이 있다 [2]. 1965년에 Robert. B. Ward 에 의해 제안된 순차 추정 방식을 사용한 RASE (rapid acquisition by sequential estimation) 시스템은 수신 PN 코드로부터 직접 그 위상을 예측하여 동기를 수행하기 때문에 고속 동기를 이룰 수는 있으나, 직렬 탐색 시스템이 E_b/N_0 가

-15dB 이하되는 열악한 환경에서도 어느 정도의 성능을 나타내는 것에 반하여 RASE 시스템은 비교적 양호한 환경에서만 동작한다는 한계를 가진다 [3]. 1977년 Robert. B. Ward 는 RASE 에 SWI (synch worthiness indicator) 를 추가함으로써 RASE 의 성능을 향상시켰으나 RARASE 역시 RASE 와 마찬가지로 잡음이나 간섭에 약한 성격을 가지고 있다 [4]. 이것은 순차 추정 방식을 사용한 시스템이 PN 코드의 위상 예측시에 잡음이 첨가된 수신 PN 코드를 여러 정정 없이 바로 사용하기 때문이다.

본 논문에서는 언급된 바와 같은 기존의 순차 추정 시스템의 단점을 보완하기 위해 신경회로망을 RARASE 와 유사한 시스템의 예측기로 활용함으로써 초기 동기의 고속성을 유지함과 동시에 여러 정정 능력을 가진 신뢰성있는 시스템을 구현하고자 한다.

본 논문의 제 II 장에서는 비교될 기존의 초기 동기 시스템을 소개하고 III 장에서는 먼저 수신 PN 코드의 위상을 예측하기 위한 신경망의 학습 방법과 신경망 예측기가 적용된 신경망 초기 동기 시스템 RANN 의 동작 방법과 구조에 대하여 설명하고 그 성능을 분석한다. 제 IV 장에서는 수행된 모의 실험에 의거하여 신경망 초기 동기 시스템과 RASE 및 RARASE 의 성능을 비교하고, 끝으로 제 V 장에서 결론을 맺고 향후 연구 과제를 제시한다.

II. 순차 추정 시스템 (RASE 와 RARASE)

PN 코드의 초기 동기를 이루기 위해 사용되는 기존의 순차 추정 시스템에는 RASE 와 RARASE 가 있다.

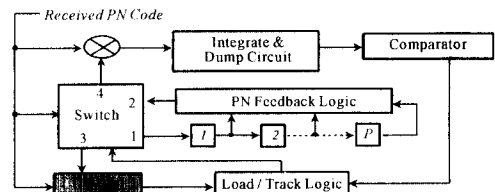


그림 1. RARASE 시스템의 구조
Fig. 1. Structure of the RARASE System.

그림 1 은 수신 PN 코드열로부터 다음에 수신될 코드의 값을 예측하는 순차 추정 방식이 사용된 RARASE 시스템의 구조를 나타낸 것이다. 그림 1 에서 사용된 것과 같은 구조의 PN 코드 발생기 레지스

터의 현재값은 이전에 출력된 PN 코드열과 동일한 값을 가진다. 따라서 수신부에서는 에러없는 수신 PN 코드열을 발생기 레지스터의 입력으로 취하면 수신되는 PN 코드와 동일한 코드를 발생시킬 수가 있다. 이것이 수신 코드의 위상을 예측하는 순차 추정의 원리이다. 그림 1 에서 수신 코드는 먼저 위치 1 과 연결되어 발생기 레지스터에 로드된다. 일단 발생기 레지스터에 코드열이 로드되면 위치 1 과 위치 2 가 서로 연결되어 코드 발생기로부터 기준 PN 코드가 발생된다. 그리고 발생된 기준 PN 코드는 동기의 유효성을 판단하기 위하여 위치 3 으로 출력되어 SWI 에서 수신 PN 코드와 동일한지의 여부가 검사된다. 일정 횟수 이상 두 코드의 칩값이 일치할 때에 기준 PN 코드는 다시 위치 4 로 출력되어 수신 PN 코드와 상호 상관되고 동기 여부가 결정된다. 여기에서 기준 PN 코드와 수신된 PN 코드의 상관값이 임계값보다 작으면 발생기 레지스터값은 수신 PN 코드로부터 다시 예측되고, 반대로 상관값이 임계값보다 크면 현재의 코드 위상을 유지한 채 확인 과정이나 동기 추적 과정이 수행된다. 이 때 관련된 신호의 흐름은 load/track logic 회로에서 통제된다.

RASE 는 RARASE 와 비슷한 구조를 가지고 있지만 동기 유효 검사를 수행하는 SWI 가 없다. 따라서 RASE 는 수신 PN 코드는 위상 예측 이후 바로 기준 PN 코드와 상관이 취해진다는 것을 제외하고는 RARASE 와 거의 동일하게 동작한다.

RARASE 는 SWI 에 의하여 코드 예측시의 불확실성을 제거함으로써 RASE 보다 향상된 성능을 나타낸다. 그럼에도 불구하고 RASE 나 RARASE 는 모두 수신되는 PN 코드에 에러가 존재할 때에 이를 정정할 수 있는 능력이 없기 때문에 열악한 환경에서는 시스템의 성능 저하를 겪게 되는 문제점을 지닌다.

III. 신경망 초기 동기 시스템

본 논문에서는 순차 추정 방식을 사용하는 기존 시스템에 수신 PN 코드의 오류를 정정할 수 있는 기능을 부여함으로써 초기 동기의 고속성을 유지함과 동시에 보다 신뢰성 있는 시스템을 구현하고자 신경망을 사용하였다. 다음에서는 수신 PN 코드의 위상을 예측하기 위해 신경망을 학습시키는 방법과 학습된 신경망 예측기가 적용된 초기 동기 시스템에 대하여 서술한다.

이하 본 논문에서는 제안한 신경망 초기 동기 시스템을 RANN (rapid acquisition by neural networks) 이라 부른다.

1. 신경망 예측기의 학습

그림 1 에서 사용한 것과 같은 PN 코드 발생기를 사용할 때, 다음과 같은 코드 벡터를 정의할 수 있다.

- $U_i = (C_i, C_{i-1}, \dots, C_{i-N+1})$: 불확실 영역내의 코드 위상 $i-N+1$ 에서 연속적으로 발생된 N 개의 에러없는 칩 C_j 로 구성된 송신 코드 벡터. 이 때 j 는 $i \leq j \leq i-N+1$ 의 범위에 속한다.
- $m_i = (C_i, C_{i-1}, \dots, C_{i-P+1})$: 코드 위상 i 에서 PN 코드 발생기의 P -stage 레지스터의 상태값을 결정하는 위상 코드 벡터
- $r = (r_i, r_{i-1}, \dots, r_{i-N+1})$: U_i 가 binary symmetric channel 을 통과한 뒤 수신되었을 때의 수신 코드 벡터. 이 때 r_j 는 C_j 에 대응된다.

위와 같은 관계에 의하여 U_i 와 m_i 는 반드시 일대일 대응이 되고 따라서 U_i 는 m_i 의 인코딩 (encoding) 된 결과로 볼 수가 있다. 또 수신 PN 코드의 위상을 예측하는 과정은 벡터 U_i 가 보내어졌을 때 벡터 r 을 수신하여 이를 m_i 로 디코딩 (decoding) 하는 과정으로 간주할 수가 있다. 만약 벡터 집합 $\{m_i\}$ 의 원소들이 모두 동일한 확률로써 발생한다면 최적 디코딩 작업은 maximum likelihood 의 관점에서 수식 (1a) 로 표현할 수가 있다.

$$P(r|m_i) > P(r|m_j) \text{ over all } m_j \text{ for } i \neq j \quad (1a)$$

U_i 와 m_i 는 동일한 사건이므로 식 (1a) 은 식 (1b) 와 동일한 식이 된다.

$$P(r|U_i) > P(r|U_j) \text{ over all } U_j \text{ for } i \neq j \quad (1b)$$

두 벡터간의 거리 (distance) 의 관점에서 식 (1b) 는 식 (2) 과 같이 다시 표현할 수가 있다. 수식에서 $d(r, U_i)$ 은 r 과 U_i 간의 거리를 나타내는 함수이다.

$$d(r, U_i) < d(r, U_j) \text{ over all } U_j \text{ for } i \neq j \quad (2)$$

즉 수신 벡터 r 을 디코딩한다는 것은 r 로부터 가장 가까운 거리에 존재하는 U_i 을 찾아내어 이에 해당하는 m_i 를 출력하는 것이 되고 결국 $\{U_i\}$ 의 각 원소들에 가까운 에러 벡터들을 분류하는 문제로 귀착된다.

따라서 이와 같은 작업을 가장 잘 수행하기 위해서는 optimal classifier 가 요구된다.

그런데 불확실 영역이 넓어지면 분류하여야 할 위상의 수가 증가하게 되고 또 수신 PN 코드의 개수 N 과 $d(U_i, U_j)$ 의 관계를 각 생성 다항식마다 명확히 정의하기 어렵다. 뿐만 아니라 식 (2) 와 같은 optimal classifier 는 크게 r 과 U_i 간의 거리를 계산하기 위한 부분과 U_i 를 m_i 에 대응시켜주는 부분이 필요하기 때문에 그 구성이 복잡하게 된다. 이러한 경우에는 신경망을 사용하는 것이 효율적이다. 즉, 신경망을 학습할 때에는 사용되는 학습 데이터간의 관계에 대한 상세한 정보가 필요하지 않다. 더구나 이진 클래스에 대한 퍼셉트론의 분류 능력은 퍼셉트론의 실제 출력과 목표 출력의 평균 자승 에러 (mean squared error) 를 최소화한다는 관점에서 Bayes classifier 에 근사화되고 [5] [6] [7], 또 3 계층 퍼셉트론 구조를 가진 신경망에서 은닉층 퍼셉트론의 수가 무한개이고 각 퍼셉트론이 적절하게 연결되어 있다면 그 신경망은 어떤 형태의 함수라도 구현할 수 있다는 것이 알려져 있다 [8]. 이러한 사실들은 실제 구현 가능한 신경망이 suboptimal classifier 로서 활용될 수 있음을 시사하는 것이라 할 수 있다.

따라서 본 논문에서는 학습 알고리즘과 주어진 학습 데이터에 의하여 자율적으로 입력과 출력의 관계를 형성해 나가는 신경망을 수신 PN 코드의 위상 예측기로 사용한다. 신경망의 학습에는 역전파 알고리즘 (backpropagation algorithm) 을 사용하기 때문에 알고리즘상의 transfer function 은 다음과 같이 변형된다 [9].

$$f(x) = \frac{1 - e^{-x}}{1 + e^{-x}} \quad (3a)$$

$$\frac{df(x)}{dx} = f'(x) = \frac{(1 + f(x))(1 - f(x))}{2} \quad (3b)$$

사용되는 신경망은 3 계층 퍼셉트론으로 이루어져 있고 인접 계층간의 퍼셉트론은 상호 완전 연결된 구조이다. 사용될 신경망의 입·출력 퍼셉트론의 수는 다음과 같은 관계를 가진다. 출력층을 구성하는 퍼셉트론의 수는 PN 코드 발생기 레지스터 수와 동일하다. 즉 사용되는 PN 코드 발생기의 레지스터 수가 P 개이면 예측기의 출력층 퍼셉트론의 수 역시 P 개가 된다. 또 예측기의 입력층 퍼셉트론의 수 N 은 예측에 필요한

정보를 얻기 위하여 P 보다는 많아야 한다. 이것은 N 이 P 와 같거나 그것보다 작을 경우 입력 코드간의 minimum distance 가 0 이 됨으로써 수신 코드에 대한 신경망의 오류 정정 능력이 상실되기 때문이다.

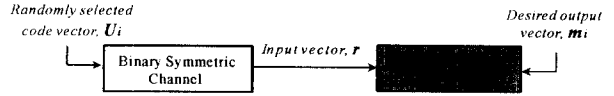


그림 2. 신경망의 학습도

Fig. 2. Diagram of training the neural network.

수신 PN 코드의 위상 예측을 위한 신경망의 입·출력 학습 데이터는 다음과 같이 주어진다. 먼저 송수신기 사이에 사용될 PN 코드 생성 다항식에 의하여 코드 발생기의 구조가 결정되면 코드 위상 i 가 임의로 주어지고 발생기로부터 코드 벡터 U_i 가 발생된다. 이것은 binary symmetric channel 을 통과한 뒤 r 이 신경망의 입력으로 주어지고, 이에 대응하는 m_i 가 신경망의 목표 출력으로 주어진다. 이와 같은 방식을 반복하면서 신경망의 실제 출력값과 목표 출력값 사이의 에러가 만족스러운 정도로 수렴할 때까지 역전파 알고리즘에 의해 학습을 진행한다. 이와 같은 과정이 그림 2 에 나타나 있다.

2. 신경망 시스템의 구현

그림 3 에 나타난 바와 같이 RANN 은 수신 PN 코드로부터 수신기의 PN 코드 발생기의 레지스터값을 예측하는 신경망 예측기 (neural estimator), PN 코드 발생기 (PN code generator) 및 탐색 제어기 (search controller) 와 스위치 (switch), 동기 유효 검사기 (AWT, acquisition worthiness tester) 그리고 동기 확인 검사기 (AVT, acquisition verification tester) 로 구성된다.

먼저 신경망 예측기는 N 비트의 수신 PN 코드, 즉 코드 벡터 r 을 입력 받아서 다음에 수신될 PN 코드의 위상에 대응되는 P 개의 코드 발생기 레지스터값, 즉 m_i 을 예측하여 출력한다. 이 때 신경망 예측기의 입력층과 연결된 N 개의 탭 (tab) 을 가진 이동 레지스터 (shift register) 는 T_c 초의 칩 간격마다 샘플링 (sampling) 된 새로운 수신 PN 코드를 입력 받고 이전에 입력된 코드를 하나씩 지연시켜 줌으로써 신경망 예측기는 T_c 초마다 새로운 P 개의 PN 코드 발생기 레지스터값 m_i 을 예측할 수가 있게 된다.

위 식에서 $\lambda \gg (N+L)$ 이라고 가정한다.

RARASE 에서 올바른 위상을 예측할 확률 P_{RARASE} 은 연속된 P 개의 PN 칩이 에러 없이 수신 될 확률로서 p^P 와 같다. 따라서 성공적으로 초기 동기를 이룰 확률 P_{RARASE} 및 평균 초기 동기 시간 $E(T_{RARASE})$ 는 $\lambda \gg (P+L)$ 일 때 다음식과 같다.

$$P_{D,RARASE} = \frac{P_{RARASE} \times \sum_{k=0}^{L-1} \binom{L}{k} (1-p)^k p^{L-k}}{P_w} \quad (7)$$

$$E(T_{RARASE}) = \frac{(\lambda + L + P)T_c}{P_{D,RARASE}} \approx \frac{\lambda T_c}{P_{D,RARASE}} \quad (8)$$

식 (6) 과 (8) 에 의하여 RANN 에 대한 RARASE 의 평균 초기 동기 시간에 대한 비율은 다음 식으로 나타낼 수 있다.

$$\frac{E(T_{RARASE})}{E(T_{RANN})} = \frac{P_{D,RANN}}{P_{D,RARASE}} = \frac{P_{RANN}}{P_{RARASE}} = \frac{P_{RANN}}{p^P} \quad (9)$$

식 (9) 에 의하면 평균 초기 동기 시간에 대한 비율은 RARASE 에 대한 RANN 의 초기 동기 획득 확률에 대한 이득으로 표현되고 결국은 올바른 위상을 예측할 확률에 대한 이득과 동일하게 나타난다. 그러므로 신경망 예측기의 성능 향상이 곧 초기 동기 획득 확률 및 초기 동기 시간의 성능 향상에 기여하는 요소를 알 수 있다. 식 (9) 에서 나타난 이득의 하한값은 식 (4) 에 의하여 다음 식으로 표현할 수 있다.

$$\frac{E(T_{RARASE})}{E(T_{RANN})} \geq \frac{P_{RANN,low}}{p^P} = \sum_{k=0}^L \binom{N}{k} (1-p)^k p^{N-P-k} \quad (10)$$

일반적으로 RARASE 는 RASE 보다 그 성능이 우수하기 때문에 RASE 에 대한 RANN 의 이득 또한 기대할 수가 있다. RASE 에는 SWI 가 없기 때문에 동기 유효 검사를 실시하지 않는다. 따라서 RASE 의 위상 예측 확률 P_{RASE} 은 초기 동기를 성공적으로 수행할 확률 $P_{D,RASE}$ 과 같고 따라서 $P_{RASE} = P_{D,RASE} = p^P$ 가 된다. 또 평균 초기 동기 시간은 다음과 같다.

$$E(T_{RASE}) = \frac{(\lambda + P)T_c}{P_{D,RASE}} \approx \frac{\lambda T_c}{P_{D,RASE}} \quad (11)$$

RANN 에 대한 RASE 의 평균 초기 동기 시간에 대한 비율은 RARASE 에서 얻었던 것과 비슷한 과정으로부터 다음 식으로 유도되고,

$$\frac{E(T_{RASE})}{E(T_{RANN})} = \frac{P_{D,RANN}}{P_{D,RASE}} = \frac{\sum_{k=0}^{L-1} \binom{L}{k} (1-p)^k p^{L-k}}{P_w} \frac{P_{RANN}}{p^P} \quad (12)$$

그 하한값은 다음식으로 된다.

$$\frac{E(T_{RASE})}{E(T_{RANN})} \geq \frac{\left(\sum_{k=0}^{L-1} \binom{L}{k} (1-p)^k p^{L-k} \right) \left(\sum_{k=0}^L \binom{N}{k} (1-p)^k p^{N-P-k} \right)}{P_w} \quad (13)$$

만약 RANN 에서 동기 유효 검사를 수행하지 않는다면 식 (13) 에서 동기 유효 검사와 관련된 항들이 생략되고 결국 초기 동기 획득 확률에 관련된 RASE 에 대한 RANN 의 이득의 하한값은 식 (10) 과 똑같은 형태로 바뀌게 된다. 따라서 RASE 와 동기 유효 검사를 하지 않는 RANN 의 관계는 RARASE 와 동기 유효 검사를 수행하는 RANN 의 관계와 동일하게 된다.

그림 4 는 식 (10) 에서 얻어진 RARASE 에 대한 RANN 의 이득의 하한값을 도기한 것이다. 그림에서 3 개의 곡선은 각각 (N, P, t) 가 (30, 15, 4), (16, 8, 3), (12, 6, 2) 인 것을 표시한다. 이 각각의 수신 PN 코드에 대한 이득의 하한값에 의하면 RANN 의 에러 정정 능력이 t 이상일 때 그 이득이 1 보다 크게 되는데, 이것은 바로 RANN 의 성능이 RARASE 보다 우수함을 의미한다.

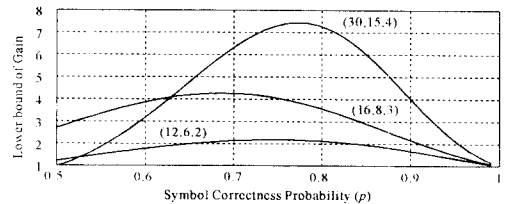


그림 4. RARASE 에 대한 RANN 의 이득의 하한값

Fig. 4. Lower Bound of the Gain of RANN over RARASE.

그리고 수신 PN 코드의 주기가 길어질수록 최대 이득 또한 증가되고 있는데, 이것은 긴 주기의 PN 코드가 사용되는 통신 환경에 신경망이 적용될 수 있다는 가능성을 보여 주는 바람직한 결과라고 할 수 있다. RANN 에서 동기 유효 검사를 수행하지 않을 때 식 (13) 은 식 (10) 과 똑같은 형태로 바뀌기 때문에 그림 4 에서 분석된 사항들은 RASE 에 대해 가지는 이득의 하한값에도 동일하게 적용된다.

IV. 실험 및 결과 고찰

본 장에서는 DS/SS 통신 시스템의 초기 동기를 위하여 제안된 신경망 시스템 RANN 과 기존 시스템인 RASE 및 RARASE 의 성능을 이상적인 AWGN 채널하에서 모의 실험하고 비교한 결과들을 제시한다.

실험에서 사용될 수신기의 입력 신호는 식 (14) 로서 표현된다.

$$r(t) = d(t)c(t + \xi T_c) \cos(2\pi(f_c + f_d)t + \theta(t)) + n(t) \quad (14)$$

위 식에서 $d(t)$ 는 데이터열을 나타내고 $c(t)$ 는 1 칩 길이가 T_c 이고 ± 1 의 값을 가지는 PN 코드를 표시한 것이다. ξ 는 $|\xi| < 1$ 의 범위에 있는 수신 PN 코드의 칩 위상 오프셋 (offset) 이며, f_c 와 $\theta(t)$ 는 각각 캐리어 (carrier) 주파수와 위상을, 그리고 f_d 는 도플러 (Doppler) 주파수를 나타낸 것이다. 마지막으로 $n(t)$ 는 전송 신호에 첨가된 AWGN 을 나타낸다. 수신된 신호 $r(t)$ 는 저역 통과 여파기를 통과한 뒤 T_c 간격으로 샘플링되어 ± 1 로 양자화된 후 초기 동기용 시스템의 입력이 된다. 초기 동기를 이룬다는 것은 바로 수신되는 PN 코드열 $c(t)$ 의 위상을 찾아낸다는 것을 의미한다. 본 실험에서는 도플러 효과나 캐리어 위상을 무시하기로 한다. 따라서 $f_d=0$, $\theta(t)=0$ 로 두고 데이터열은 $d(t)=1$ 이라고 가정한다.

실험에서 사용한 PN 코드는 주기 2^8-1 인 maximal length code 이며 그 생성 다항식은 다음과 같다.

$$G(X) = 1 + X^2 + X^3 + X^4 + X^8 \quad (15)$$

신경망 예측기를 구성할 때 입력층 및 은닉층 그리고 출력층 뉴런의 수를 이론적으로 적절히 설정하는 것은 상당히 어려운 작업이다. 따라서 본 논문에서는 생성 다항식의 최고 차수가 P 인 PN 코드에 대하여 입력층 뉴런의 수가 N , 은닉층 뉴런의 수는 H , 그리고 출력층 뉴런의 수가 P 일 때 뉴런의 수에 대한 학습 성능의 실험적 관계에 의거하여 근사적으로 다음과 같이 신경망 예측기를 구성하고 학습하였다.

$$\text{입력층 뉴런의 수 } (N) = 2 \times \text{출력층 뉴런의 수 } (P) \quad (16a)$$

$$\text{은닉층 뉴런의 수 } (H) = 6 \times \text{출력층 뉴런의 수 } (P) \quad (16b)$$

그리고 실험에서 허용된 초기 동기 시간 T_s 은 사용되는 PN 코드 주기의 10 배에 해당되고, 동기 여부를 검사하기 위해 사용되는 비교기의 임계치는 고려되고 있는 환경에 가장 적절하다고 판단되는 실험값으로 주어졌다. 또 absorbing state 를 가정하였기 때문에 오보 (FA) 가 발생하였을 때에는 잔여 허용 초기 동기 시간을 penalty time 으로 적용하였다. 따라서 초기 동기 획득 (ACQ) 에 실패할 확률은 초기 동기를 위하여 제한된 길이의 패킷을 보내었을 때의 패킷 손실 확률 P_M (packet loss probability) 으로 표현할 수가 있다. 이와 같은 조건은 모든 시스템에 동일하게 적용되었다.

$$P_M = \Pr(\text{FA before } T_s) + \Pr(\text{neither FA nor ACQ before } T_s) \quad (17)$$

수행된 모든 실험에서는 RASE 와 동기 유효 검사를 하지 않는 RANN, 그리고 RARASE 와 동기 유효 검사를 수행하는 RANN 을 각각 상호 비교하였으며 '3' 또는 '0' 은 총 동기 유효 검사의 횟수를 나타낸다. 동기 유효 검사에서는 수신 PN 코드와 기준 PN 코드의 일치 횟수가 총 검사 횟수와 같은 경우에만 유효 판정을 하였다. 그리고 각 성능 곡선은 의미있는 E_c/N_0 의 구간에서만 나타내었다.

1. 위상 예측 확률에 관한 실험

그림 5 는 RANN 과 RARASE (또는 RASE) 시스템의 위상 예측 확률 P_{RANN} 및 P_{RARASE} (또는 P_{RASE}) 을 모의 실험에 의하여 비교한 것이다. 그림 5 의 실험 결과에 의하면 $-9dB < E_c/N_0 < 6dB$ 에서 P_{RANN} 이 P_{RARASE} 보다 높은 확률값을 나타내는데, 이것은 신경망이 수신 PN 코드로부터 실제로 에러를 정정해내고 있음을 의미하는 것이다. 이와 같은 결과는 사용된 수신 PN 코드의 거리와 상당히 밀접한 관계를 가진다. 식 (16a) 와 같이 $N=2P$ 개의 칩으로 구성된 서로 다른 코드 벡터 U_i 간의 Hamming distance 를 구하면 [표 1] 과 같은 분포를 가진다. 표에서 minimum distance 는 4 가 되는데, 이것은 신경망이 적어도 1 개 이상의 에러를 정정할 수 있음을 의미한다. 또 코드간의 maximum distance 가 12 라는 것을 고려한다면 신경망은 잘 학습된 경우 5 개 정도의 에러까지도 정정할 수가 있게 된다. 그러므로 그림 5 에서 얻은 결과는 코드간의 거리 관계로부터 예측되는

결과와 일치하고 있다.

표 1. $G(X)=1+X^2+X^3+X^4+X^8$ 일 때의 Hamming distance

Table 1. Hamming Distance of $G(X)=1+X^2+X^3+X^4+X^8$.

Hamming distance	4	5	6	7	8	9	10	11	12
백분율(%)	2.22	5.47	14.76	21.58	16.75	16.63	10.05	7.01	5.53

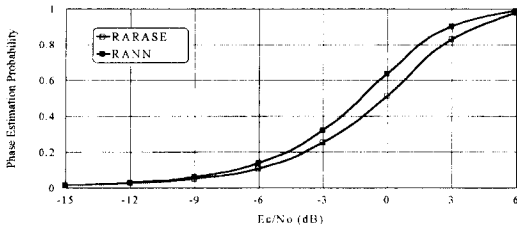


그림 5. $G(X)=1+X^2+X^3+X^4+X^8$ 의 위상 예측 확률
Fig. 5. Phase Estimation Probability for $G(X)=1+X^2+X^3+X^4+X^8$.

위상 예측 확률은 식 (9) 와 (12) 의 결과에서 알 수 있는 바와 같이 RARASE 나 RASE 에 대한 RANN 의 이득을 결정하는 주요한 변수이다. 그런데 본 실험에서는 신경망을 도입함으로써 위상 예측 확률의 성능 향상을 얻었으므로 이후에 수행될 실험에서도 RANN 이 RARASE (또는 RASE) 보다 더 우수한 성능을 나타낼 것이라고 기대할 수가 있다.

2. 초기 동기 시간에 관한 실험

초기 동기 시간에 제한이 없는 경우 RANN 이 평균 초기 동기 시간을 단축시키기 위해서는 식 (9) 와 (12) 에서 보듯이 RARASE 및 RASE 비하여 위상 예측 확률이 더 커야만 한다. 그런데 앞 절의 위상 예측 확률에 관한 실험 결과에 의하면 RANN 이 RARASE 나 RASE 에 비하여 더 높은 위상 예측 확률을 나타내었기 때문에 평균 초기 동기 시간에 관한 본 실험에서도 RANN 이 그 시간을 단축시킬 것으로 기대되었다. 실제로 그림 6 의 실험 결과에 의하면 RANN 의 평균 초기 동기 시간이 RARASE 나 RASE 에 비하여 $E_c/N_0=-6dB$ 부근에서 더 짧게 나타나고 있는데, 이것은 기존의 두 순차 추정 시스템의 장점인 초기 동기의 고속성을 RANN 이 그대로 유지,

향상시키고 있음을 보여주는 것이다.

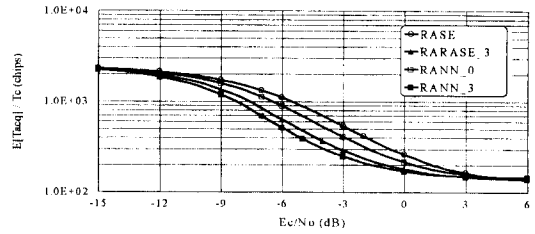


그림 6. $G(X)=1+X^2+X^3+X^4+X^8$ 의 평균 초기 동기 시간

Fig. 6. Mean Acquisition Time for $G(X)=1+X^2+X^3+X^4+X^8$.

그러나 $E_c/N_0 = -15dB$ 부근에서는 시스템간의 성능차가 별로 보이지 않는다. 이것은 채널 환경이 열악해짐으로써 RANN 의 에러 정정 능력을 벗어나는 코드가 많이 수신되었기 때문이다. 그림 5 에서도 RANN 의 위상 예측 확률은 $E_c/N_0=-15dB$ 부근에서 다른 시스템과 거의 비슷한 값을 가지는데 이것 역시 RANN 의 에러 정정 능력을 벗어나는 에러 코드가 많이 수신됨을 의미하는 것으로써 그림 6 의 결과와 일치하고 있다. 그 밖에도 채널 환경이 열악해지면 수신 코드와 기준 코드간의 상관성이 저하되고 따라서 동기 확인 검사기에서의 상관 판별 능력이 점차 상실되어 비록 예측기에서 올바른 위상 예측을 하였을 경우라도 동기를 놓치는 현상이 증가된다. 이것도 RANN 의 평균 초기 동기 시간이 길어지는 이유중의 하나이다. 그런데 E_c/N_0 가 6dB 정도되는 양호한 채널 환경에서도 시스템간의 성능이 비슷해지는 현상이 일어나고 있는데, 이것은 채널 환경이 열악할 때와는 반대로 수신 코드에 에러가 발생할 확률이 작아짐으로써 그림 5 에서와 같이 RARASE (또는 RASE) 의 위상 예측 확률이 증가되어 RANN 의 위상 예측 확률과 비슷해졌기 때문이다. 이처럼 채널 환경이 아주 열악하거나 아주 양호할 때에는 RANN 이나 RARASE 그리고 RASE 등이 모두 환경에 아주 부적절하게 적응하거나 또는 아주 잘 적응함으로써 그 성능이 유사하게 되는데, 이러한 현상은 이후의 실험에서도 반복적으로 관찰되고 있다. 그 밖에도 그림 6 의 결과에 의하면 RASE 와 동기 유효 검사를 하지 않는 RANN 이 가지는 성능차가 동기 유효 검사를 수행하는 RANN 이 RARASE 에 대하여 가지는 성능차와 거의 비슷함을 볼 수 있다.

이것은 제 III 장에서 언급된 바와 같이 상관 길이라든지 임계치, 그리고 사용되는 초기 동기 시간 등은 동일하게 설정하고 단지 동기 유효 검사의 수행 여부만을 달리 적용하여 RANN 과 RASE, 그리고 RARASE 의 평균 초기 동기 시간에 대한 이득을 비교하였을 때 각 그룹의 이득값이 동일하게 나타난 것과 일치하는 결과이다. 물론 초기 동기 시간이 무제한이라고 가정하고 유도되었던 식 (9) 와 (12) 의 이론값과는 달리 실험에서는 초기 동기 시간을 제한하였다. 그러나 초기 동기를 위해 허용된 시간이 충분히 길다고 가정한다면 실험상의 이득값은 이론치에 근사하게 되고 따라서 본 실험과 같은 결과를 얻을 수가 있다.

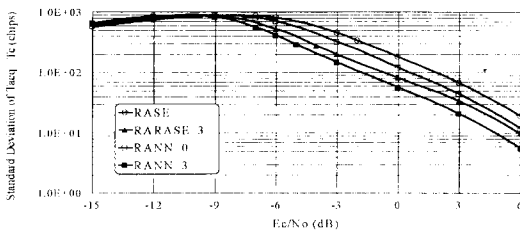


그림 7. $G(X)=1+X^2+X^3+X^4+X^8$ 의 초기 동기 시간에 대한 표준 편차

Fig. 7. Standard Deviation of Acquisition Time for $G(X)=1+X^2+X^3+X^4+X^8$.

그림 7 은 초기 동기 시간의 표준 편차에 대한 실험 결과이다. 표준 편차는 각 시스템의 초기 동기 시간이 평균값 부근에 어느 정도로 분포하고 있는지를 나타내는 지수이다. 그림 7 에 의하면 $E_c/N_0 > -9dB$ 에서 RANN 이 RASE 나 RARASE 보다 표준 편차가 더 작은 값으로 나타나고 있는데, 이것은 RANN 이 평균값 부근에서 초기 동기를 주로 획득하고 있음을 의미한다. 즉 RANN 은 초기 동기 시간에 있어서 좀 더 안정적 (stable) 이라고 할 수가 있다. RANN 과 RASE 또는 RARASE 의 실질적인 차이는 수신 코드에 대한 에러 정정 능력의 유무이다. 그러므로 에러 정정 능력을 가지는 신경망의 적용을 제외한 다른 조건이 모두 동일함에도 불구하고 그림 7 과 같이 RANN 이 더 작은 표준 편차를 보여 주었다는 것은 RARASE 나 RASE 보다 신경망 예측기에서의 위상 예측이 더 높아짐으로써 근본적으로 초기 동기의 성능을 향상되었기 때문이라 할 수 있다. 그런데 $E_c/N_0 < -12dB$ 의 구간에서는 시스템들의 표준 편차값이 오히려 줄어드는 현상이 나타나고 있다. 이것은 실험에서

오보 사건을 absorbing state 로 간주하고 또 오보 사건이 일어난 이후의 잔여 허용 초기 동기 시간을 penalty time 으로 적용하였기 때문이다. 즉 초기 동기를 실패하였을 때에도 동기에 소요된 시간을 초기 동기 시간에 가산함으로써 발생한 실험상의 현상이다. 실제로 채널 환경이 열악해질 때 표준 편차값이 줄어들 수는 없다. 만약 확인 과정을 첨가하고 오보 사건을 returning state 로 전환하고 penalty time 의 적용 방법을 바꾸면 이런 현상은 사라질 것이다.

3. 오보 확률 및 패킷 손실 확률에 관한 실험

그림 8 은 각 시스템의 오보 확률에 대한 성능을 나타낸다. 본 실험에서와 같이 absorbing state 일 때에 오보의 발생은 초기 동기를 이룰 수가 없게 되는 치명적인 사건이 된다. 따라서 오보 확률을 줄이는 것은 시스템의 성능을 향상시킬 수 있는 상당히 중요한 요소가 된다. 일반적으로 absorbing state 라면 오보 확률이 작아수록 패킷 손실 확률이 작아지게 되고 또 확인 과정이 존재하는 returning state 라면 오보 확률이 작아질수록 초기 동기 시간이 짧아진다.

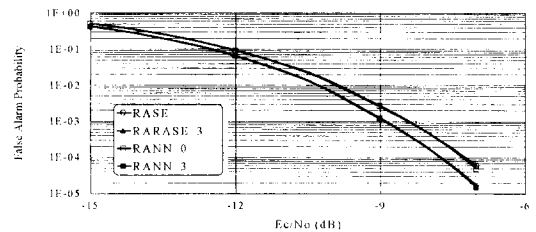


그림 8. $G(X)=1+X^2+X^3+X^4+X^8$ 의 오보 확률

Fig. 8. False Alarm Probability for $G(X)=1+X^2+X^3+X^4+X^8$

그림 8 의 결과를 보면 동기 유효 검사를 하지 않는 RANN 은 RASE 시스템과 그 성능이 비슷하고 또 동기 유효 검사를 수행하는 RANN 은 RARASE 과 그 성능이 비슷한 것으로 나타나고 있다. 오보 사건은 적분기에서 취하는 수신 PN 코드와 기준 PN 코드의 상관관계에 발생하는 것이기 때문에 수신 코드의 위상 예측 확률에 의해 영향 받기 보다는 동일한 조건하에 있는 상관의 길이와 임계치에 의해 직접적으로 영향 받는 것이다. 그래서 동기 유효 검사의 횟수가 같은 시스템끼리의 성능이 비슷한 것으로 나타나는 것이다. 이와는 달리 동기 유효 검사의 유무에 따른 시스템간의 성능은 차이가 나고 있는데, 따라서 적절한 횟수의 동

기 유효 검사를 수행한다면 오보 확률에 대한 RANN의 성능을 보다 향상시킬 수 있을 것이다.

그림 9는 패킷 손실 확률에 대한 실험 결과이다. 패킷 손실 확률이 작다는 것은 곧 수신 데이터를 잃어버릴 확률이 작다는 것을 의미하므로 이 확률값은 시스템의 신뢰성을 대표하는 변수라 할 수 있다. 이 실험 결과에 의하면 RANN은 패킷 손실 확률에서 더 우수한 성능을 보이고 있으며, 따라서 RANN이 RASE나 RARASE보다 신뢰성 있게 초기 동기를 획득하고 있다고 할 수 있다. 특히 오보 확률에 대한 실험에서는 동기 유효 검사를 수행하는 RANN은 RARASE와 성능 차이가 별로 없었고, 또 동기 유효 검사를 하지 않는 RANN도 RASE와 성능 차이가 거의 나지 않았다. 그런데 이와는 달리 패킷 손실 확률에 대한 실험에서는 RANN이 10^{-3} 의 확률값에서 동일한 횟수의 동기 유효 검사를 수행하는 다른 순차 추정 시스템보다 E_c/N_0 에서 약 1dB 정도의 성능 향상을 보이고 있다. 이것은 곧 오보 확률의 감소가 아닌 위상 예측 확률의 증가로 인하여 RANN이 초기 동기를 획득하는 횟수가 많아졌기 때문이라 할 수 있다.

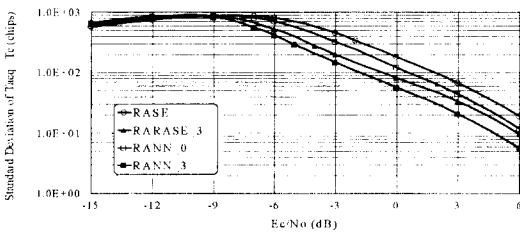


그림 9. $G(X)=1+X^2+X^3+X^4+X^8$ 의 패킷 손실 확률 기 동기 시간

Fig. 9. Packet Loss Probability for $G(X)=1+X^2+X^3+X^4+X^8$.

수행되었던 실험 결과들에 의하면 일반적으로 동기 유효 검사를 수행하였을 때가 그렇지 않은 경우보다 우수하고 그 각각의 경우에 대하여 RANN이 기존의 순차 추정 시스템보다 더 우수한 성능을 보였다. 이와 같은 결과는 근본적으로 RANN에 도입된 신경망 예측기의 에러 정정 능력에 의한 것으로 분석할 수 있다.

V. 결론

본 논문에서는 DS/SS 통신 시스템에서 고속의 신

뢰성 있는 초기 동기 획득을 위하여 신경망이 적용된 초기 동기 시스템 RANN을 제안하였다. RANN에서 사용된 신경망은 3계층 퍼셉트론 구조로서 역전파 알고리즘에 의해 학습되었고, 이상적인 AWGN 채널 하에서 RASE와 동기 유효 검사를 수행하지 않을 때의 RANN, 그리고 RARASE와 동기 유효 검사를 수행할 때의 RANN의 성능을 상호 비교함으로써 신경망 시스템과 기존 순차 추정 시스템의 성능 차이 및 동기 유효 검사의 유무에 따른 각 시스템의 성능 차를 분석하였다.

본 논문에서 유도된 평균 초기 동기 시간이나 초기 동기 획득 확률 또는 위상 예측 확률에 관한 시스템간 성능의 이득의 하한값에 의하면 수신 코드열 간의 거리가 적절하게 주어진다라는 조건하에서 RANN이 기존 순차 추정 시스템인 RARASE나 RASE에 대하여 1이상의 이득을 가짐으로써 성능이 더 우수한 것으로 나타났다.

실제로 수행된 실험에 의하면 RANN은 E_c/N_0 가 -15dB 이상 되는 환경에서 동일한 조건하의 RASE나 RARASE보다 더 높은 위상 예측 확률을 보여 주었으며, 초기 동기 시간의 평균값이나 표준 편차 및 오보 확률과 패킷 손실 확률의 측면에서도 더 우수한 성능을 나타내었다. 특히 동기 유효 검사를 수행할 때의 RANN은 그렇지 않은 경우의 RANN보다 고려된 모든 실험에서 상당히 큰 이득을 보이며 그 성능이 향상되었다.

이와 같은 결과는 근본적으로 RASE나 RARASE와는 달리 RANN이 그 입력단에 신경망 위상 예측기를 사용함으로써 수신 PN 코드에 에러가 존재하는 경우에도 그 에러를 정정해 내어 수신 코드에 대한 위상 예측 확률을 향상시켰기 때문인 것으로 분석된다. 따라서 신경망을 구성하는 계층간 퍼셉트론 수에 대한 상관 관계 및 PN 코드에 대한 신경망의 효율적인 학습 방법 등의 연구를 수행함으로써 RANN의 성능을 보다 향상시킬 수 있을 것이다.

그리고 기존의 순차 추정 시스템에 비하여 증가된 RANN의 하드웨어적인 복잡도나 코드 주기의 증가로 인해 발생하는 학습 속도 저하 등의 현상은 신경망 칩이나 계산력의 발전으로 해결될 수 있을 것으로 기대된다.

참 고 문 헌

- [1] Willian C. Y. Lee, "Overview of Cellular CDMA", *IEEE Trans. on Vehicular Technology*, vol. VT-40, No. 2, pp. 291-302, May 1991.
- [2] G. F. Sage, "Serial Synchronization of Pseudonoise Systems", *IEEE Trans. on Commun. Technology*, vol. COM-12, pp. 123-127, December 1964.
- [3] Robert. B. Ward, "Acquisition of Pseudonoise Signals by Sequential Estimation", *IEEE Trans. on Commun. Technology*, vol. COM-13, No. 4, pp. 475-483, December 1965.
- [4] Robert B. Ward, Kaip. Yiu, "Acquisition of Pseudonoise Signals by Recursion-Aided Sequential Estimation", *IEEE Trans. on Commun.*, vol. COM-25, No. 8, pp. 784-794, August 1977.
- [5] Duda, Richard O., *Pattern Classification and Scene Analysis*, John Wiley & Sons, Inc., 1973.
- [6] Okan K. Ersoy, Daesik Hong, "Parallel, Self-Organizing, Hierarchical Neural Networks", *IEEE Trans. on Neural Networks*, vol. 1, No. 2, pp. 162-178, June 1990.
- [7] Okan K. Ersoy, Daesik Hong, "Parallel, Self-Organizing, Hierarchical Neural Networks-II", *IEEE Trans. on Industrial Electronics*, vol. 40, No. 2, pp. 218-227, April 1993.
- [8] B. Irie, S. Miake, "Capabilities of Three-Layered Perceptrons", in *2nd International Conf. on Neural Networks*, 1987.
- [9] James A. Freeman, David M. Skapura, *Neural Networks - Algorithms, Applications, and Programming Techniques*, Addison-Wesley Publishing Company, 1991.
- [10] Sangmok Lee, Daesik Hong, "Rapid Acquisition by Neural Networks in DS/SS Communication Systems", in *International Conference on Neural Information Processing*, vol. 2, pp. 993-998, October 1994.

— 저 자 소 개 —



李相陸(正會員)

1993년 2월 연세대학교 전자공학과 졸업(공학사). 1995년 2월 연세대학교 전자공학과 졸업(공학석사). 1995년 2월 ~ 현재 삼성전자 정보통신시스템본부 주임연구원. 주관심분야는 신경

회로망 및 디지털 이동 통신 시스템 등임

康昌彦(正會員) 제 31권 A편 제 4호 참조

현재 연세대학교 전자공학과 교수

劉哲雨(正會員) 제 33권 A편 제 4호 참조

현재 연세대학교 박사과정에 재학중

洪大植(正會員) 제 33권 A편 제4호 참조

현재 연세대학교 전자공학과 부교수