

# 상호결합형 신경망 모델을 이용한 실시간 도래방향 추정알고리즘에 관한 연구

정중식\* · 임정빈\*\* · 안영섭\*\*\*

\*목포해양대학교

AOA Estimation Algorithm Using Interconnected Neural Network Model

Jung-Sik Jeong<sup>\*</sup>, Jeong-Bin Yim<sup>\*\*</sup>, Young-Sup Ahn<sup>\*\*\*</sup>

<sup>\*\*\*\*</sup> Mokpo National Maritime University

E-mail : jsjeong@mmu.ac.kr, jbyim@mmu.ac.kr, ysahn@mmu.ac.kr

## 요 약

수신신호의 도래방향 추정기술 중 MUSIC과 ESPRIT와 같은 방법들은 수신신호 벡터로부터 얻어진 상관행렬의 고유치 분해를 통하여 도래방향을 정도 높게 추정할 수 있는 초고분해 알고리즘들로 잘 이용되어 왔다. 그러나 이러한 방법들이 대규모 2차원 어레이 안테나를 구성하는 경우 과도한 연산량으로 인하여 실시간 처리에 장애가 되고 있으며, 어레이 안테나의 물리적인 결합이 있는 경우 보정을 요구한다. 이러한 문제를 해결하기 위하여 신경망 모델을 이용한 도래방향 추정 방법들이 연구되어 왔으나, 복수의 신호가 존재할 경우 신경망 모델에 대한 대규모 학습량을 요구한다는 문제점이 있다. 본 연구에서는 상호결합형 신경망 모델을 이용하여 도래방향을 추정하기 위한 방법을 제안하고, 컴퓨터 시뮬레이션을 통하여 실시간 처리가능성을 논한다.

## ABSTRACT

It has well known that MUSIC and ESPRIT algorithms estimate angle of arrival(AOA) with high resolution by eigenvalue decomposition of the covariance matrix which were obtained from the array antennas. In the case that 2-D large-sized array antenna is required, however, one of the disadvantages of MUSIC and ESPRIT is that they are computationally ineffective, and then they are difficult to implement in real time. To alleviate the computational complexity, several method using neural model have been study. For multiple signals, those methods require huge training data prior to AOA estimation. This paper proposes the algorithm for AOA estimation by interconnected hopfield neural model. Computer simulations show the validity of the proposed algorithm.

## 키워드

도래방향, 어레이 안테나, 실시간 신호처리, 신경망모델, 홉필드 모델

## 1. 서 론

어레이 안테나에 의한 도래방향 추정기술은 안테나의 공간적인 신호처리 능력을 활용하여 시스템 성능을 향상시키기 위한 요소기술로서 주목 받아 왔다. 이 기술은 회망파를 향하여 안테나의 주엽을 향하게 하는 빔형성기술, 간섭파 또는 재밍신호에 대하여서는 널(Null)을 형성하여 무선채널의 용량을 증대시키는 데도 크게 기여하여 왔다[1]-[4]. 도래방향 추정기술의 응용영역으로는 레이더, 소나의 신호처리 및 불요전파 감시를 위한 전파감시장치의 성능향상 및 이동국의 위

치추정을 위한 기술에 적용될 수 있다[4]-[5]. 또한 어레이 안테나의 공간적인 신호 처리 기술에 대하여 A. H. El Zooghby[6]가 지적한 것처럼 실시간으로 작동할 수 있는 도래방향 추정알고리즘은 위성이동통신에 대해서 뿐만 아니라 육해상을 연계하기 위한 지상계 통신을 위한 모든 SDMA(Spatial Division Multiple Access) 기술에 통합되는 핵심기술이다.

도래방향 추정알고리즘들 중 MUSIC [7] 및 ESPRIT [8]와 같은 방법들은 수신신호 벡터로부

터 얻어진 상관행렬의 고유치 분해를 통하여 도래방향을 정도 높게 추정할 수 있는 초고분해 알고리즘들로 잘 이용되어 왔다. 그러나 이러한 방법들이 대규모 2차원 어레이 안테나를 구성하는 경우 과도한 연산량으로 인하여 실시간 처리에 장애가 되어 왔으며, 어레이 안테나의 물리적인 결합이 있는 경우 보정을 요구한다. 이에 대한 해결방법으로서 다층형 신경망 모델을 이용한 도래방향 추정방법들이 연구되어 왔으나, 복수의 신호가 존재할 경우 대규모 학습량을 요구한다[6],[9]. 한편, 상호결합형 홉필드 신경망(Hopfield Neural Network)을 이용한 방법도 제안되었으나, 실시간 처리가능성에 대한 명확한 해를 제공하지 못하였다[10][11].

본 연구에서는 도래방향 추정이전에 사전처리 과정으로서 학습데이터를 요구하지 않는 홉필드 신경망 모델을 이용한 알고리즘을 제안하고, 컴퓨터 시뮬레이션을 통하여 실시간 처리가능성을 평가한다. 제안된 방법의 주요한 특징으로는 복수개의 신호에 대해서도 방대한 사전학습을 요구하지 않고 관심의 도래방향 범위에 대하여 어레이 응답벡터를 미리 계산하여 신경망 모델의 파라미터를 결정해 두는 것만으로 도래방향 추정이 가능하다. 또한 제안된 방법은 ESPRIT 알고리즘과는 대조적으로 안테나의 기하학적 형상에 의존하지 않고, MUSIC 및 ESPRIT들처럼 안테나의 물리적인 결합에 대하여 보정을 요구하지 않는다. 본 논문의 구성은 제2장과 제3장에서 각각 수신신호의 모델, 홉필드 신경망 모델, 제4장에서 제안하는 신경망 모델을 이용한 도래방향 추정 알고리즘을 기술한다. 제안된 알고리즘에 대한 모의실험이 제5장에서 이루어지고 제6장에서 결론을 가진다.

## II. 수신신호모델

입의 위치와 입의 방향적 특성을 지닌  $m$  개의 소자로 구성된 어레이 안테나를 가정하자. 이때  $q$ 개의 협대역 신호들이 어레이 안테나에 수신되고 있다고 할 때, 어레이 출력벡터,  $\mathbf{x}(t) \in C^{m \times 1}$ 은 다음과 같이 주어진다.

$$\mathbf{x}(t) = \sum_{i=1}^q \mathbf{a}_i s_i(t) = \mathbf{A} \mathbf{s}(t) + \mathbf{n}(t) \quad (1)$$

여기서,  $\mathbf{A} = [\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_q] \in C^{m \times q}$ ,

$\mathbf{s}(t) = [s_1(t), \dots, s_q(t)]^T \in C^{q \times 1}$ .  $\mathbf{A}$ 의  $i$ 번째 열벡터,  $\mathbf{a}_i \in C^{m \times 1}$ 는  $i$ 번째 수신신호의 도래방향  $\theta_i$ 에 대응하는 어레이 응답벡터이다.

$s_i(t)$ 는  $i$ 번째 소스신호이다.  $\mathbf{n}(t)$ 는 부가적 잡음 벡터이며 백색잡음이라고 가정한다. 수신신호가 상호 무상관이고, 잡음신호와 수신신호도 상호 무상관이라고 가정하면, 어레이 안테나에서 수

신되는 신호벡터의 앙상블 평균 공분산 행렬은 다음과 같이 주어진다.

$$\mathbf{R} = E[\mathbf{x}(t) \mathbf{x}^*(t)] = \mathbf{A} \mathbf{R}_s \mathbf{A}^* + \sigma_n^2 \mathbf{I} \quad (2)$$

여기서,

$(\cdot)^*$ 는 Hermitian 전치행렬,  $E[\cdot]$ 는 기대치,  $\mathbf{R}_s = E[\mathbf{s}(t) \mathbf{s}(t)^*] = \text{diag}[|s_1|^2, \dots, |s_q|^2]$ 는 수신신호의 공분산행렬,  $\mathbf{I} \in R^{L \times L}$ 는 단위행렬,  $\sigma_n^2$ 은 잡음의 분산값을 나타낸다.  $K$ 개의 샘플을 취하면 샘플 공분산행렬을 다음식과 같이 구할 수 있다.

$$\hat{\mathbf{R}} = \frac{1}{K} \mathbf{x}(t) \mathbf{x}^*(t) \quad (3)$$

여기에서 잡음전력  $\sigma_n^2$ 을 측정해 두면 수정된 공분산 행렬은

$$\bar{\mathbf{R}} = \hat{\mathbf{R}} - \sigma_n^2 \mathbf{I} \quad (4)$$

로 주어진다. 이 경우의 다중도래파의 도래각 추정문제는 다음의 평가함수  $J$ 를 최소화 하는 문제이다.

$$J = \frac{1}{2} \|\bar{\mathbf{R}} - \sum_{i=1}^q |s_i|^2 \mathbf{a}_i \mathbf{a}_i^*\|_F^2 \quad (5)$$

여기서,  $\|\cdot\|_F^2$ 는 Frobenius Norm을 의미한다.

## III. 상호결합형 홉필드 신경망 모델

상호결합형 홉필드 신경망 모델은 다양한 최적화 문제를 에너지 함수의 최소화 문제로 풀 수 있는 것으로 잘 알려져 왔다. Fig. 1은  $i$ 번째 뉴런의 구성도를 나타내고 있으며, 회로의 방정식은 다음과 같이 주어진다.

$$\tau \frac{du_i}{dt} = -u_i - \sum_{j=1}^p w_{ij} v_j + I_i \quad (6)$$

여기서,  $\tau = R_i C_i$ 는 회로의 시정수,  $u_i$ 는 입력전압,  $v_i = g(u_i)$ 는 출력전압,  $W_{ij}$ 는 뉴런의 상호결합강도를 표시하는  $j$ 뉴런에 대한  $i$ 번째 뉴런의 상호결합 컨덕턴스,  $I_i$ 는 입력전류를 나타낸다. 홉필드 모델에서는 입출력함수  $g(\cdot)$ 는 sigmoid 함수를 설정한다. 이상과 같은 홉필드 신경망 모델의 동작은 시간의 경과와 더불어 다음 식과 같은 Lyapunov 함수가 감소하는 방향으로 진행되어 최종적으로 최소의 상태에 도달한다.

$$E = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^p w_{ij} v_i v_j - \sum_{i=1}^p I_i v_i + \sum_{i=1}^p \int_{v_i(0)}^{v_i} \frac{g^{-1}(v)}{R_i} dv \quad (7)$$

여기서  $w_{ii}=0, w_{ij}=w_{ji} (i, j=1, \dots, p), .$

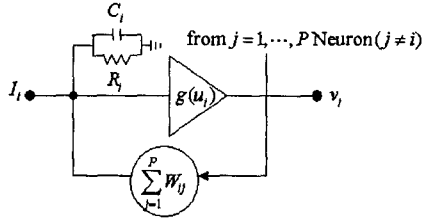


그림 1. 홉필드 신경망 모델

#### IV. 신경망모델을 이용한 도래방향 추정

(5)를 신경망모델에 적용하기 위하여 신호의 도래방향을  $p$ 개의 위상공간으로 나누어 이에 대응하는 기저의 어레이 응답벡터  $\mathbf{a}_i$ 를 미리 구하여 두고,  $i$ 번째의 신호전력  $|s_i|^2$ 은 신경망 모델의 출력전압  $v_i$ 에 대응시킬 수 있다. 따라서 식(5)에서  $q$ 개의 미지의 도래방향과 미지의 신호전력 추정문제를 다음 식과 같이  $J$ 의 최소화하는 문제로 치환할 수 있다.

$$J = \frac{1}{2} \left\| \bar{\mathbf{R}} - \sum_{i=1}^p v_i \mathbf{a}_i \mathbf{a}_i^* \right\|_F^2 \quad (8)$$

즉,  $p$ 개의 방위각을 각각의 뉴런에 할당함으로써  $J$ 의 최소화문제를 신경망모델에 적용할 수 있다. 여기에서 공분산행렬이 대칭행렬이라는 것에 착안하여  $\bar{\mathbf{R}}$  대신에 그의 위삼각행렬의 요소를 열벡터로 하여

$$\mathbf{z} = [R_{11}, \dots, R_{1m}, R_{22}, \dots, R_{mm}]^T \quad (9)$$

로 둘 수 있다.  $\mathbf{z}$ 만으로도 모든 수신신호의 도래방향과 신호전력 정보를 포함하게 된다. 따라서, 식(8)에서  $\bar{\mathbf{R}}$ 을 기저의 벡터  $\mathbf{a}_i$ 에 대한 패턴벡터를  $\mathbf{b}_i$ 로 두면 다음과 같이 단순화된 평가함수  $\bar{J}$ 를 가진다.

$$\bar{J} = \frac{1}{2} \left\| \mathbf{z} - \sum_{i=1}^p \mathbf{b}_i v_i \right\|_F^2 \quad (10)$$

여기서 신경망 모델의 출력이 항상 양의 값을 가지고 입력에 비례하는 출력값을 얻도록 다음과 같은 입출력 함수를 도입한다.

$$v_i = g(u_i) = \alpha u_i \text{ for } u_i \geq 0 \quad (11)$$

여기서,  $\alpha$ 는 뉴런의 이득을 나타내며  $u_i < 0$  에 대해서는  $v_i$ 가 0 이 되도록 설정한다. 또한 원래의 홉필드 모델과는 달리  $w_{ii} \neq 0$ 로 둔다. 결국, 식

(10)의 평가함수를 전개하여 식(7)과 비교함으로써  $I_i$  및  $w_{ij}$ 를 각각 식(12), 식(13)과 같이 구할 수가 있다.

$$I_i = \text{Re}[2\mathbf{z}^* \mathbf{b}_i] \quad (12)$$

$$w_{ij} = -\text{Re}[\mathbf{b}_i^* \mathbf{b}_j] \quad (13)$$

여기서,  $\text{Re}[\cdot]$ 는  $[\cdot]$ 의 실수부를 의미한다.

#### V. 모의실험

$0^\circ \sim 40^\circ$  사이를  $1^\circ$  간격으로 이산화 하여 각 뉴런에 할당하고, SNR 20dB의 무상관의 두 개의 신호가 각각  $20^\circ$ 와  $25^\circ$ 의 방향에서 입사하는 것으로 한다. 무지향성 직선형 어레이 안테나를 이용하고, 안테나 소자수는 10개, 소자간격은 반파장으로 가정한다. 수신신호로부터 100개의 샘플을 취하였다. 또한, 신경망에서의 각 뉴런의 초기 입력전압은 모든  $i$ 에 대하여  $u_i = 0$ 로 하고, 뉴런의 이득  $\alpha = 10^5$ 으로 설정하였다. Fig. 2는 추정된 도래방향을 표시한다.

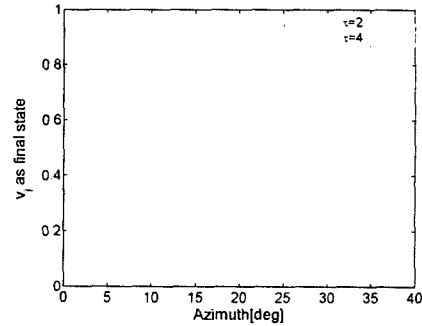


그림 2. SNR=20[dB]의 동등전력을 가진 무상관의 두개 신호에 대한 AOA 추정결과.

그림 2를 보면 시정수  $\tau=4$ 일 때 두 개의 도래방향으로 수신되는 신호를 정확하게 추정할 수 있음을 나타내고 있을 뿐만 아니라, 신호전력까지도 근사적으로 추정할 수 있음을 나타내고 있다. 신호전력의 추정결과에 대해서는 사전에 설계해 둔 네트워크 파라미터로서 뉴런의 이득과 입력단의 저항성분이 관계하고 있는 것으로 판단된다. 그림 3의 경우에는 SNR=5[dB]과 SNR=2[dB]의 서로 다른 신호전력을 가진 두 개의 신호가 입사할 때 추정된 도래각을 표시한다. 그림 2와 그림 3으로부터  $\tau=4$  정도의 시간에 도래방향 추정이 가능함을 알 수 있다. 상기 결과로부터 그림 1의 홉필드 신경망 모델을 이용하여 본 논문에서 제안한 도래방향 추정 알고리즘이 잘 동작하고

있음을 알 수 있다. 또한 신경망 회로의 시정수 정도의 시간으로 실시간 처리에 대한 가능성을 제시하였다.

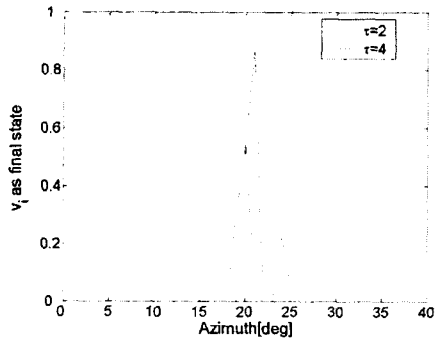


그림 3. SNR=5[dB]과 SNR=2[dB]을 지닌 무상관의 두개 신호에 대한 도래방향 추정결과.

## VI. 결 론

본 연구에서는 어레이 안테나와 결합된 상호결합형 홉필드 모델을 이용하여 수신신호의 도래방향을 추정하는 알고리즘을 제안하였다. 제안된 방법은 종래의 신경망 모델에 의한 추정방법과는 달리 사전처리를 위한 학습을 요구하지 않는다. 즉, 미리 설정한 방위각 정보를 이용하여 상호결합 계수를 계산하여 두는 것만으로 도래방향을 얻을 수 있었다. 또한 처리 시간면에서도 신경망 입력단의 시정수의 수배 정도의 시간만 요구될 뿐이었다. 이 결과는 종래의 MUSIC 및 ESPRIT 처럼 상관행렬의 고유치 분해가 필요없는 방법으로 대형 어레이 안테나에 의한 실시간 처리가 가능하다는 것을 보여준 것이다. 또한 제안된 방법은 ESPRIT와는 대조적으로 안테나의 기하학적 형상에 의존하지 않고, 안테나의 물리적인 결합에 대하여 보정을 요구하지 않는다는 특징을 지닌다. 본 연구결과에서 나타난 신경망 모델을 가지고 도래방향 추정문제 뿐만 아니라, 전파의 도래시간 추정문제로의 확장 적용도 가능하다.

향후, MUSIC과 ESPRIT방법에 대한 추정치의 통계적 성능비교를 통한 알고리즘의 신뢰성을 높이기 위한 연구와 함께, 모의실험에서 나타난 수신신호 전력추정 문제에 대한 연구가 기대된다.

## 참고문헌

[1] Chen, J.C.; Kung Yao; Hudson, R.E. (2002), "Source localization and beamforming," IEEE Signal Processing Magazine, Vol.19, Issue.2, pp.30-39.

[2] H. Krim and M. Viberg (1996), "Two decades of array signal processing research," IEEE Signal Processing, pp.67-94.

[3] Lal. C. Godara, (1997), "Applications of antenna arrays to mobile communications, Part II : Beamforming and Direction of Arrival Considerations," Proc. of IEEE, Vol.85, No.8.

[4] Titus K.Y. Lo, H.Leung, and J.Litva (1994), "Artificial neural network for AOA estimation in a multipath environment over the sea," IEEE Journal of Oceanic Engineering, vol.19, no.4.

[5] T.S.Rappaport, J.H.Reed, and B.D. Woerner(1996), "Position location using wireless communications on highways of the future," IEEE Commun. Magazine, pp.33-41.

[6] A. H. El Zooghby, C. G. Christodoulou, and M. Georgiopoulos (2000), "A neural network-based smart antenna for multiple source tracking," IEEE Trans. on Antennas Propag., vol.48, no.5.

[7] R. O. Schmidt (1986), "Multiple emitter location and signal parameter estimation," IEEE Trans. Antennas & Propag., Vol.Ap-34, No.3, pp.276-280.

[8] R.Roy and T.Kailath (1989), "ESPRIT estimation of signal parameters via rotational invariance techniques," IEEE Trans. Acoust. Speech & Signal Process., Vol.37, No.7, pp.984-995.

[9] A. H. El Zooghby, C. G. Christodoulou, and M. Georgiopoulos(1997), "Performance of Radial-Basis Function Networks for Direction of Arrival Estimation with Antenna Arrays," IEEE Trans. on Antennas Propag., vol.45, no.11.

[10] J.J.Hopfield and D.W.Tank (1985), "Neural computation of decisions optimization problems," Biological Cybernetics, vol.52, pp.141-152.

[11] D.Goryn and M.Kaveh (1988), "Neural networks for narrowband and wideband direction finding," Proc. IEEE ICASSP, pp.2164-2167.