

# 신경망을 이용한 구형, 원형 마이크로 스트립 안테나의 공진 저항 계산

종신회원 이 수 영\*

## Artificial Neural Networks for Resonant Resistance Calculation of Rectangular, Circular MicroStrip Antennas

Soo-Young Lee\* *Lifelong Member*

요 약

본 논문에서는 신경망을 이용하여 구형, 원형 마이크로스트립 패치 안테나의 공진주파수를 동시에 구할 수 있는 방법을 제시하였고 제안한 신경망 모델을 학습시키기 위해 역전파 알고리즘을 이용하였다. 신경망에서 예측한 두 패치안테나의 공진 주파수를 문헌에서 제시한 실측치와 비교하여 제안한 신경망 모델의 유효성을 입증하였다. 결과, 제안한 신경망 모델은 간단히 마이크로스트립 패치안테나를 설계할 뿐 아니라 CAD모델로도 유용함을 알 수 있었다.

**Key Words** : Neural Networks, Microstrip Antennas, Resonant Resistance

### ABSTRACT

A method for calculating the resonant resistance of rectangular and circular microstrip antennas at the same time, based on artificial neural networks, is presented. BackPropagation(BP) learning algorithm is used to train the proposed model. The results obtained using the presented network are compared with and are in good agreement with the results reported elsewhere. This neural method is simple and useful for computer-aided design of microstrip antennas.

### 1. 서 론

마이크로스트립 패치 안테나는 제작단가가 저렴하고 능동 소자와의 결합이 용이하여 초소형 통신 시스템에서 정밀 의학 분야에 이르는 광범위한 응용 범위를 가지고 있다. 적용 분야에 따라 다양한 형상의 패치 안테나가 사용되고 있으며 구형 패치 안테나와 원형 패치 안테나를 설계하는 경우 안테나와 급진점 사이의 효율적인 에너지의 전달을 위해 공진 저항을 정확히 결정하는 것이 중요하다. 원형 패치 안테나의 경우 공진 안테나 뿐 아니라 공

진기로도 사용되기 때문에 이의 입력 저항을 정확히 결정하는 것이 중요하다. 원형 패치 안테나는 구형 패치 안테나와 유사한 방사 특성을 가지지만 물리적인 크기는 작기 때문에 이웃하는 패치 안테나와의 커플링을 줄일 수 있다는 장점을 가진다.<sup>[1][2]</sup>

다양한 형태를 가진 패치 안테나를 설계하기 위해 사용된 모멘트 메소드법이나 FDTD법은 많은 연산 자원이 필요할 뿐 아니라 반복적인 연산동작에서 유발하는 반올림 오차로 인해 계산 결과를 이론적인 결과와 보정하여야 하는 실정이고 이러한 단점을 보완하기 위해 소개된 Curve-Fitting 식을 이

※ 본 논문은 2010년도 경남정보대학 교내연구비에 의해 지원되었음

\* 경남정보대학 컴퓨터정보계열 (sylee@kit.ac.kr)

논문번호 : 10052-1130, 접수일자 : 2010년 11월 30일

용한 계산법은 계산 결과와 실측치가 많은 차이를 보인다. 또한, 이러한 계산 방법을 통해 얻어진 결과값은 안테나의 치수가 변경된 경우 이전의 계산 결과를 무시하고 변경된 치수에 따라 재계산을 하여야 한다.<sup>[3][7]</sup>

신경망(ANN : Artificial Neural Network)은 학습력 적응력 일반화라는 특성으로 인해 광범위한 분야에 응용되고 있다. 신경망은 많은 뉴런(Neuron)들로 구성되며 각 뉴런은 다른 뉴런과 접속되어 목표치에 따라 다른 뉴런과의 접속된 가중치를 변경시킨다. 다층 퍼셉트론 구조는 단순하면서 널리 사용되는 신경망 구조로 비선형 전달함수를 가지며 학습을 위해 역전파 알고리즘(BackPropagation Algorithm)이 주로 사용되고 있다.<sup>[8-11]</sup>

본 논문에서는 구형 패치 안테나와 원형 패치 안테나의 공진 입력 저항을 동시에 구할 수 있는 신경망 모델을 제안하였다. 구형 패치 안테나의 경우 기관의 전기적 두께, 패치의 폭, 패치의 길이, 급진점, 손실 탄젠트에 따라 측정된 문헌 [1]의 공진 저항값을 이용하여 제안한 다층 퍼셉트론 모델을 학습시킨 후 학습시 사용하지 않은 문헌 [1]의 실측치를 이용하여 구형 패치 안테나의 공진 저항을 예측하였다. 원형 패치 안테나의 경우 기관의 전기적 두께, 패치 반경, 급진점, 손실 탄젠트에 따라 측정된 문헌 [2]의 공진 저항값을 이용하여 제안한 다층 퍼셉트론 모델을 학습시킨 후 학습시 사용하지 않은 문헌 [2]의 데이터를 이용하여 원형 패치 안테나의 공진 저항을 예측하였다. 제안한 신경망 모델의 예측치를 문헌[1],[2]의 실측치와 비교함으로써 제안한 모델의 유효성을 입증하였다.

### II. 구형 패치 안테나와 원형 패치 안테나의 공진 입력 저항

구형 패치 안테나와 원형 패치 안테나의 공진 저항은 다음 식으로 표현된다.

$$R = R_r + R_d + R_c + R_s \quad (1)$$

여기서,

$R_r$ 은 복사 저항,

$R_d$ 은 유전손 등가 저항,

$R_c$ 은 도전손 등가저항,

$R_s$ 은 표면파 복사 저항을 나타낸다.

구형 패치 안테나의 공진 저항을 구하기 위해 필요한 인자는 5가지로 전기적 두께 ( $\frac{h}{\lambda_d}$ ), 패치의 폭, 패치의 길이, 급진점 그리고 손실 탄젠트  $\tan \delta$  이다.<sup>[6]</sup> 여기서,  $h$ 는 구형 패치 안테나의 기관의 두께이고  $\lambda_d$ 는 유전체 기관에서의 파장이다. 원형 패치 안테나의 공진 저항을 구하기 위해 필요한 인자는 4가지로 전기적 두께 ( $\frac{h}{\lambda_d}$ ), 패치의 반경, 급진점, 손실 탄젠트  $\tan \delta$  이다.<sup>[7]</sup> 여기서,  $h$ 는 원형 패치 안테나의 기관의 두께이고  $\lambda_d$ 는 유전체 기관에서의 파장이다.

원형 패치 안테나와 구형 패치 안테나의 유전체 기관에서 파장  $\lambda_d$ 는 다음 식으로 표시된다.

$$\lambda_d = \frac{\lambda_0}{\sqrt{\epsilon_r}} = \frac{c}{f_r \sqrt{\epsilon_r}} \quad (2)$$

여기서,

$c$ 는 자유공간에서의 전자파 속도,

$f_r$ 은 공진 주파수,

$\epsilon_r$ 은 기관의 비유전율이다.

### III. 역전파 알고리즘

다층 구조 퍼셉트론은 입력층 출력층 은닉층으로 구성되며 입력층 뉴런은 입력신호  $x_i$ 를 은닉층 뉴런에 전달하는 역할을 한다.<sup>[8][11]</sup>

은닉층 뉴런  $j$ 의 출력은 다음과 같다.

$$y_j = f(\sum w_{ji} x_i) \quad (3)$$

여기서,  $f()$ 은 전달함수,  $w_{ji}$ 는 접속 가중치이다. 출력층 뉴런의 출력은 은닉층 뉴런의 출력과 유사하다. 역전파 알고리즘에서의 입력치와 목표치 사이의 오차를 줄이고 안정된 해를 찾기 위한 뉴런  $i$ 와  $j$ 의 가중치 변경은 다음과 같다.

$$\Delta w_{ji}(t) = \eta \delta_j x_i + \alpha \Delta w_{ji}(t-1) \quad (4)$$

여기서,  $\eta$ 는 학습 계수,  $\alpha$ 는 관성 계수이다.

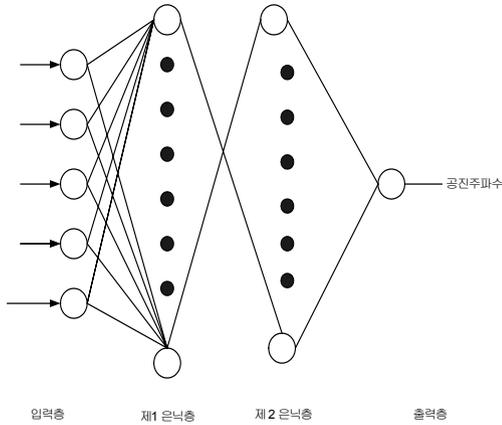


그림 1. 제한한 신경망 모델

출력층 뉴런  $j$ 에 대해  $\delta_j$ 는 다음과 같다.

$$\delta_j = \left( \frac{\partial f}{\partial net_j} \right) (y_j^{(t)} - y_j) \quad (5)$$

여기서,  $net_j = \sum x_i w_{ji}$  이고  $y_j^{(t)}$  는 뉴런  $j$ 에 대한 목표치가 된다.

은닉층 뉴런  $j$ 에 대해  $\delta_j$ 는 다음과 같다.

$$\delta_j = \left( \frac{\partial f}{\partial net_j} \right) \sum_q (w_{aj} \delta_q) \quad (6)$$

은닉층 뉴런은 목표치가 없기 때문에 은닉층 뉴런  $j$ 의 실제 출력과 목표치 사이의 차는 접속된 뉴런  $q$ 의 출력과 접속치를 곱한 값을 더하여 구한다.  $\delta$ 항은 모든 층에 있는 뉴런에 대해 계산되며 가중치 변경은 식 (6)에 따라 결정된다.

#### IV. 신경망 모델링 및 결과

구형 패치 안테나와 원형 패치 안테나의 공진 저항을 동시에 구하기 위해 제안한 모델을 그림 1에 표시하였다. 제안된 모델은 입력층에 5개의 뉴런, 제 1은닉층에 8개의 뉴런, 제 2은닉층에 5개의 뉴런, 출력층에 1개의 뉴런을 가진 구조이며 학습을 위해 학습 계수  $\eta$ 를 0.3, 관성 계수  $\alpha$ 를 0.5로 하였다.<sup>[10]</sup> 제안한 신경망을 학습시키기 위해 접속 가중치의 초기값을 -0.1과 0.1사이의 Uniform 분포로

초기화시켰다. 그러나, 입력 데이터와 출력 데이터는 학습전 0.0과 1.0으로 스켈링하였다.<sup>[11]</sup> 구형 패치 안테나와 원형 패치 안테나의 공진 저항을 계산하기 위해 문헌 [1],[2]에서 제시한 14개의 학습데이터에 대해 각기 다른 목표치를 준 후 공진 저항의 오차가 0.00001이 되도록 반복 학습 하였다. 학습 후 학습에 사용하지 않은 구형 패치 안테나와 원형 패치 안테나의 데이터 3개씩을 이용하여 제안한 신경망 모델의 예측치와 문헌의 측정치와 비교하였다. 목표치와 신경망 출력의 오차가 가장 큰 경우는 구형 패치 안테나에서는 536 MHz였고 원형 패치 안테나에서는 542MHz였다.

#### V. 결론

본 논문에서는 다층 퍼셉트론 구조의 신경망을 이용하여 구형 패치 안테나와 원형 패치 안테나의 공진 저항을 동시에 구하는 방법을 제시하였다. 그러나, 패치 안테나에 대한 연구가 주로 구형 패치 안테나에 대해 이루어지는 관계로 원형 패치 안테나에 대한 학습 데이터가 많이 존재하지 않지만 신경망의 일반화 과정에서 더 많은 학습 데이터가 주어지면 더욱 정확한 값을 예측할 수 있다.

신경망 모델을 이용하여 예측한 공진 저항은 실 측정치와 비교하여 매우 높은 정확도를 가지며 안테나의 조건 변경에 대한 재계산을 필요로 하지 않기 때문에 CAD 모델( Computer-Aided Design)로 매우 유용하다. 구형 패치 안테나와 원형 패치 안테나의 공진 저항을 정확히 예측할 수 있는 이 CAD 모델을 이용하면 구형 패치 안테나와 원형 패치 안테나에 대한 배경 지식이 없어도 공진 저항을 정확하게 계산할 수 있다.

#### 참고 문헌

- [1] Şeref Sağiroğlu, Kerim Güney, and Mehmet Erler, "Artificial Neural Networks for the Resonant Resistance Calculation of Electrically Thin and Thick Rectangular Microstrip Antennas," *Electromagnetics*, Vol.20, No.5(2000) pp.387-400, ISSN : 0272-6343.
- [2] Kerim Güney, Nurcan Sarikaya, "Artificial Neural Networks for Calculating the Resistance of Circular Microstrip Antennas," *Microwave and Optiocal Technology letters*, Vol.37, No.2

- (2003), pp.107-111, ISSN : 0895-2477.
- [3] 山下榮吉, 錢永喜, *FDTD法による マイクロ波平面回路・アンテナ 特性 解析*, アライズ社, 1996.
  - [4] Dennis M. Sullivan, *Electromagnetic Simulation Using the FDTD Method*, Wiley-IEEE Press, 1st Edition, ISBN 0780347471.
  - [5] Allen Taflove, Susan C.Hagness, *Computational Electrodynamics: The Finite-Difference Time-Domain Method*, Artech House, 3rd Edition, ISBN 158053820.
  - [6] Hirasawa, K., and M. Haneishi, *Analysis, Design and Measurement of Small and Low profile Antennas*, Artech House, 1992.
  - [7] R. Garg, P. Bhartia, I. Bahl, and A.Ittipiboon, *Microstrip Antenna Design Handbook*, Artech House, Canton, MA, 2001.
  - [8] T.Masters, *Practical Neural NetWork Recipes in C++*, Morgan Kaufmann, ISBN 0124790402.
  - [9] K. Güney, *An Introduction to Neural Networks*, CRC, ISBN 1857285034.
  - [10] Jeff Heaton, *Introduction to Neural Networks with Java*, Mary Mckinnis, ISBN 0-9773206-0-x, 2005.
  - [11] Anthony Zaknich, *Neural Networks for Intelligent Signal Processing*, World Scientific Publishing. Co, ISBN 981-238-305-0.

이 수 영 (Soo-young Lee)

중신회원



1985년 2월 동아대학교 전자공학과 학사

1987년 2월 동아대학교 전자공학과 석사

1998년 2월 동아대학교 전자공학과 박사

1995년 3월~현재 경남정보대학

컴퓨터정보계열  
<관심분야> 안테나, 신경망