

# 적응형 빔 형성 시스템을 위한 개선된 개체 군집 최적화 알고리즘

정진우\*

Improved Particle Swarm Optimization Algorithm for Adaptive Beam Forming System

Jin-Woo Jung\*

요약

위상 배열 안테나를 이용한 적응형 빔 형성 시스템은 간섭신호가 있는 통신환경에 적응형으로 빔을 형성하여 통신 품질을 향상시킨다. 적응형 빔 형성을 위해서는 위상 배열 안테나의 각 방사소자에 급전되는 신호의 위상을 우수한 조합을 산출해야 한다. 본 논문에서는 우수한 위상 천이 조합 산출 확률을 증가시키기 위해, 개체 밀도에 따른 재확산 절차가 추가된 개선된 개체 군집 최적화 알고리즘을 제안하였다.

ABSTRACT

An adaptive beam forming system using a phased array antenna improves communication quality by beam forming adaptively to a communication environment having an interference signal. For adaptive beam forming, a good combination of the phases of the excited signals to each radiating element of the phased array antenna should be calculated. In this paper, improved particle swarm optimization algorithm that adds a re-spreading procedure according to particle density was proposed to increase the probability of good phase shift combination output.

키워드

Particle Swarm Optimization, Local Optima, Global Optima, Re-spreading, Particle Density  
개체 군집 최적화, 지역 최적화, 전역 최적화, 재확산, 개체 밀도

## 1. 서론

적응형 빔 형성 시스템은 간섭신호가 많은 환경에서 통신 품질을 확보하기 위해 시스템을 구성하는 안테나의 주 빔을 원하는 통신 신호원이 있는 방향으로 조향하게 하고 간섭신호가 있는 방향에는 널을 형성하여 통신 중 간섭신호의 영향을 감소시킨다[1-5].

상기 목적을 달성하기 위한 적응형 빔 형성 시스템의 안테나는 각 방사소자에 급전되는 신호의 위상 천이 조합에 따라 안테나 방사 패턴 제어가 가능한 위

상 배열 안테나로 구현된다[6].

위상 배열 안테나를 이용하여 주 빔과 널을 동시에 형성하기 위해서는 매우 많은 경우 수의 위상 천이 조합을 분석해야 한다. 이와 같은 문제를 해소하기 위해, 다 변수 최적화 문제에 적합한 유전 알고리즘(Genetic Algorithm, GA)과 개체 군집 최적화(Particle Swarm Optimization, PSO)와 같은 최적화 알고리즘이 연구되었다[7-10].

\* 교신저자 : 전남대학교 전자컴퓨터공학과  
• 접수일 : 2018. 03. 15  
• 수정완료일 : 2018. 04. 30  
• 게재확정일 : 2018. 06. 15

• Received : Mar. 15, 2018, Revised : Apr. 30, 2018, Accepted : Jun. 15, 2018  
• Corresponding Author : Jin-Woo Jung  
Dept. of electronics and Computer Engineering, Chonnam National University,  
Email : crazytis@hanmail.net

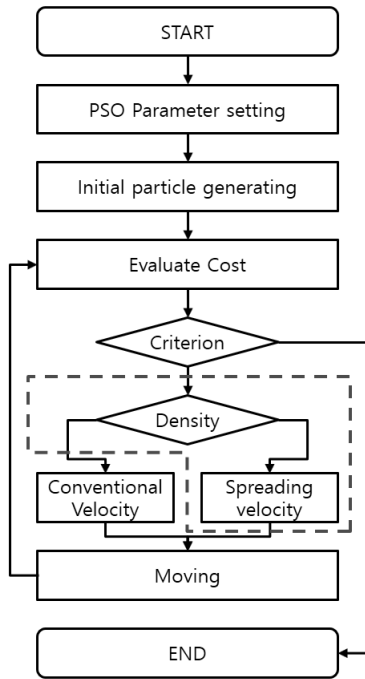


그림 1. 제안된 PSO 알고리즘 흐름도  
 Fig. 1 Flowchart of proposed PSO algorithm

PSO 알고리즘은 생물학적 거동을 모사한 알고리즘으로 탐색 영역 내에 생성된 개체들의 이동 관성, 지역 최적화 위치, 그리고 전역 최적화 위치를 기반으로 이용시키면서 탐색 영역을 탐색하는 알고리즘이다[9]. PSO 알고리즘은 구현을 위한 수식이 간단하고 문제 탐색 영역 내 광역 탐색이 가능하여 우수한 최적화 값을 빠르고 높은 확률로 탐지하는 장점을 갖고 있다 [10]. 그러나 PSO 알고리즘의 개체 이동 메커니즘에 따라 전역 최적화 영역을 탐색하지 못한 경우에는 지역 최적화 문제가 발생하게 된다. GA의 경우, 돌연변이(Mutation) 연산에 의해 지역 최적화 문제를 해소할 수 있으나, 일반적인 PSO 알고리즘의 경우, 지역 최적화 값으로 수렴 이후 전역 최적화를 위한 재탐색 절차가 없어, 지역 최적화 문제를 해소하기 어렵다. 이는 적응형 범 형성 시스템에서 통신 품질 향상의 기대치가 낮아지게 되는 문제를 야기한다.

본 논문에서는 이와 같은 문제를 해소하기 위한 개선된 PSO 알고리즘을 제안하였다. 제안된 PSO는 일반적인 PSO 알고리즘에 개체 밀도에 따른 개체 재

확산 절차를 추가한 알고리즘이다. 제안된 재확산 절차는 개체가 특정 위치로 수렴하게 되어 개체 밀도가 증가하면 수렴 위치를 기반으로 점진적 개체를 재확산하고 이에 의해 재탐색을 수행하도록 하는 절차이다.

본 논문에서 제안된 PSO 알고리즘과 적응형 범 형성 시스템의 적용 성능 분석에 대한 상세한 내용은 다음 절에 기술하였다.

## II. 개선된 PSO 알고리즘

그림 1은 제안된 PSO 알고리즘의 흐름도를 보여준다. 제안된 PSO는 일반적인 PSO 알고리즘에 개체 밀도에 따른 재확산 절차가 추가된 알고리즘으로, 그림 1의 점선 안의 영역이 추가된 알고리즘이다.

제안된 PSO 알고리즘의 세부 절차는 다음과 같다.

- 1) PSO 알고리즘 설정
- 2) 초기 개체 위치 설정
- 3) 개체 위치에 따른 비용 평가
- 4)  $G_b$ ,  $P_b$  확인
- 5) 개체 밀도 확인
- 6) 밀도에 따른 개체 이동 속도 산출
- 7) 개체 이동

PSO 알고리즘 설정 단계에서는 개체 이동을 위한 속도 산출 관련 계수, 개체 수, 종료 조건, 적합성 함수(Fitness Function), 비용 함수(Cost Function) 등을 설정하는 단계이다.

초기 개체 위치 설정은 문제 해결을 위한 탐색 영역 내에서 무작위(Random) 위치를 갖는 개체를 생성하는 단계이다. 여기서, 개체의 위치는 최적화를 위한 변수의 수에 따라 다 차원으로 설정될 수 있다.

개체 위치에 따른 비용 평가 단계는 적합성 함수를 기반으로 각 개체의 위치에 따른 비용을 평가하는 단계이다. 이때, 특정 개체의 비용 평가 값이 종료 조건에 만족하면 알고리즘은 종료하게 된다.

비용 평가 이후, 개체군의 전체 이동 경로에 따른 전역 최고 평가 값( $G_b$ ), 각 이동 위치 별, 개체군의 최고 평가 값( $P_b$ ), 그리고 비용 평가를 기반으로한 개체군의 밀도를 산출한다. PSO 알고리즘에 의하면, 각

개체는  $G_b$ 을 갖는 위치( $G_b^p$ )로 수렴하게 된다. 따라서 수렴 이후 각 개체의 비용 평가 값은  $G_b$ 와 유사해진다. 이와 같은 현상을 기반으로 본 논문에서 개체군의 밀도를 식 (1)과 같이 개체군 평균 비용 평가 값과  $G_b$  차이의 역함수로 정의하였다.

$$Density = \frac{1}{|mean(cost_i) - G_b|} \quad (1)$$

여기서,  $cost_i$ 은 각 개체 별 비용 평가 값이고,  $mean$ 은 평균 산출 함수이다.

속도 산출 단계는 개체군의 밀도에 따라 2가지 경우로 구분된다. 첫 번째는 개체 밀도가 낮은 경우로, 식 (2)와 같은 일반적인 PSO 알고리즘의 속도를 산출한다.

$$v_i^{t+1} = w v_i^t + c_1 r (P_b^p - x_i^t) + c_2 r (G_b^p - x_i^t) \quad (2)$$

여기서  $w$ 는 개체 이동 관성에 관한 계수,  $c_1$ 와  $c_2$ 는 각 개체를  $P_b^p$  및  $G_b^p$ 로 이동하게 하는 관련 계수,  $x_i$ 와  $v_i$ 는 각 개체의 위치와 속도, 그리고  $r$ 은 난수 생성 함수( $rand$ )이다.  $t$ 는 현재 개체 상태를 나타내고  $t+1$ 는 다음 위치에서의 개체 상태를 나타낸다.

두 번째는, 개체들이 탐색 영역 내  $G_b^p$ 로 판단한 위치로 수렴하였을 때의 경우로, 식 (1)의 밀도가 설정된 값에 도달하였을 때 산출되는 속도로 식 (3)과 같다.

$$v_i^{t+1} = c_{sp} randn \quad (3)$$

여기서  $c_{sp}$ 는 확산을 위한 계수이고,  $randn$ 은 정규 분포 난수 생성 함수이다.

본 논문에서는 확산에 의해 새로운  $G_b$ 가 탐지 될 때까지, 순차적으로 확산 범위를 확장하도록 하였다.

이를 위해 개선된  $G_b$ 를 미 탐지한 조건에서는  $c_{sp}$ 가 식 (4)와 같이 순차적으로 증가하도록 하였다.

$$c_{sp}^{t+1} = c_{sp}^t + c_{sp}^{in} \quad (4)$$

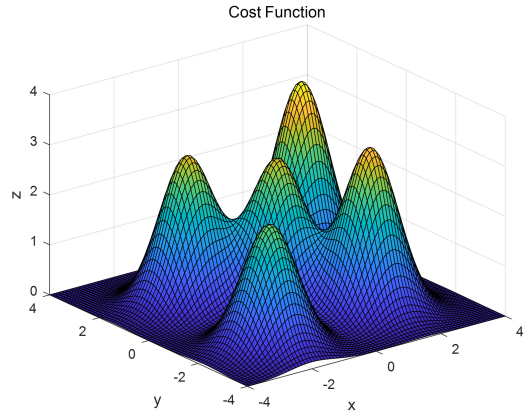


그림 2. 비용 함수  
Fig. 2 Cost Function

여기서  $c_{sp}^{in}$ 는 초기 확산 계수 값이다.

재확산에 의해 개선된  $G_b^p$ 가 탐지된 경우에는  $c_{sp}$ 를 식 (5)와 같이 초기화 되도록 하였다.

$$c_{sp}^{t+1} = c_{sp}^{in} \quad (5)$$

이동 단계는 산출된 속도에 의해 각 개체의 위치를 변화 시키는 단계로 식 (6)과 같다.

$$x_i^{t+1} = x_i^t + v_i^{t+1} \quad (6)$$

이후, 비용 평가, 밀도기반 속도 산출, 이동을 종료 조건이 만족될 때 까지 반복한다.

### III. 개선된 PSO 알고리즘 분석

본 절에서는 제안된 PSO 알고리즘의 성능을 확인하기 위해 예시를 사용하였다. 사용된 예시의 비용 함수는 그림 2와 같다.

실시 예에 따른 비용함수의 목표  $G_b^p$ 는 (1.9, 1.5)이며, 이때  $G_b$ 는 3.8이다. 더불어, 지역 최적화를 모의하기 위해 (-2.0, -2.3), (-1.8, 1.3), (1.5, -1.8), 그리고 (0, 0)의 위치에 각각 2.5, 3.0, 3.3, 그리고 2.9의 비용 평가 값을 갖도록 하였다. 모의실험을 위한 조건으로

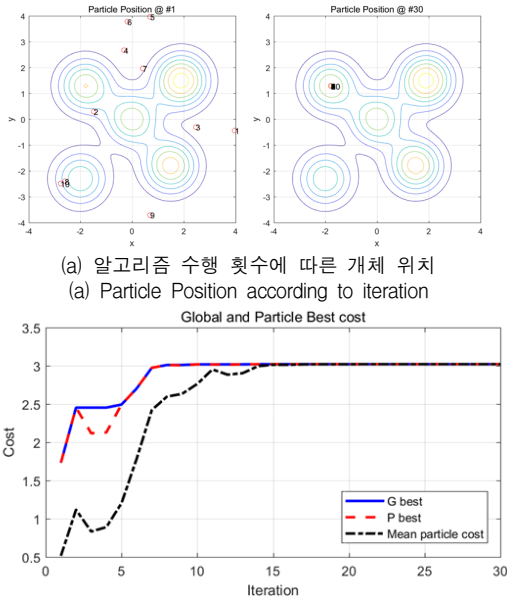


그림 3. 일반적인 PSO의 모의실험 결과  
Fig. 3 Simulated results for conventional PSO

개체 수는 10개,  $w$ 는 1,  $c_1$ 과  $c_2$ 는 0.5, 그리고 탐색 영역은  $-4 \leq x, y \leq 4$ 로 설정하였다.

그림 3은 일반적인 PSO 알고리즘을 이용하였을 때, 지역 최적화 위치로 수렴한 경우의 초기 개체 생성 위치, 지역 최적화 수렴 상태에서의 개체 위치, Iteration 별  $G_b$ ,  $P_b$ , 그리고 개체군의 평균 비용 평가 값을 보여준다. 2 차례의  $G_b$ 가 갱신되었으나 실시 예의 목표  $G_b^p$  영역을 탐색하지 못하고 지역 최적화 위치에서 개체들이 수렴하였음을 알 수 있다.

그림 4는 본 논문에서 제안한, 개체 밀도에 따른 재확산 절차가 추가된 PSO 알고리즘의 초기 개체 생성 위치, 주요 Iteration 별 개체 위치, Iteration 별  $G_b$ ,  $P_b$ , 그리고 개체군의 평균 비용 평가 값을 보여준다.

제안된 PSO 알고리즘의 경우, 초기 지역 최적화 수렴은 9번째 Iteration에서 발생하였다. 이는 그림 4(b)의 개체군 평균 비용 평가 값이 당시  $G_b^p$ 와 유사해지는 것으로 확인 가능하다. 이후 식 (1)의 기준에 의해 재확산을 수행하였다. 재확산은 11번째 Iteration에서 그림 4(a)의 개체 위치, 그리고 그림 4(b)의 개체군 평균 평가 값 변화로 확인 가능하다. 이후 19번

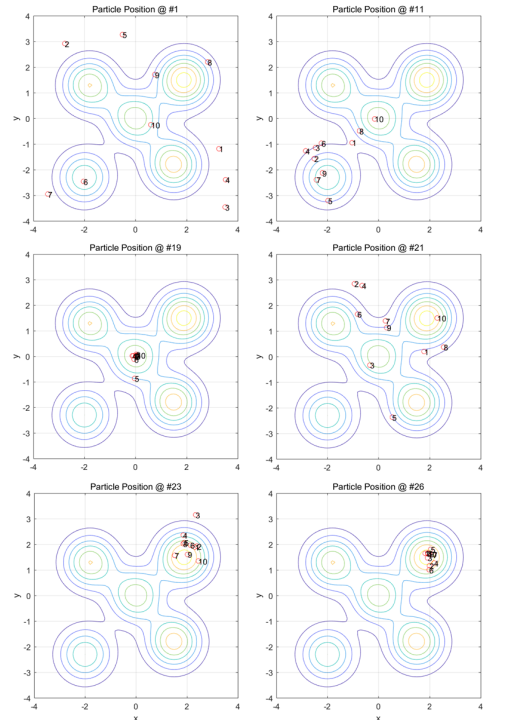


그림 4. 제안된 PSO의 모의실험 결과  
Fig. 4 Simulated results for proposed PSO

째 Iteration에서와 같이 개선된 지역 최적화 값으로 2차 수렴, 그리고 재확산 절차를 수행하여 실시 예에 따른 목표  $G_b^p$ 를 탐지하였음을 알 수 있다.

#### IV. 적응형 빔 형성 적용 성능 분석

제안된 PSO 알고리즘의 적응형 빔 형성 시스템 적용 성능을 확인하기 위해, 요구 지향각에 주 빔을 형

성하고 동시에 2개의 널을 형성하기 위한 위상 배열 안테나의 위상 천이 조합을 찾는 문제를 분석하였다. 이때, 위상 배열 안테나의 구조와 빔 형성을 위한 조건은 표 1과 같고, 상기 조건의 빔 형성을 위한 비용함수는 식 (7), (8)과 같다[5].

표 1. 위상 배열 안테나 및 빔 형성의 조건  
Table 1. Condition of PAA and beam forming

Number of elements	40
Phase shifter ctrl. Bit	4
Distance between elements	0.5 λ
Desired beam angle	32 deg.
Desired null angle #1	15 deg.
Desired null angle #2	- 8 deg.

$$cost = \frac{AF(\theta_m)}{0.5[AF(\theta_n^1) + AF(\theta_n^2)] + 1} \quad (7)$$

$$AF(\theta) = \frac{1}{N} \sum_n \exp[j\beta d_n \sin(\theta) + j\alpha_n] \quad (8)$$

여기서,  $\theta_m$ 은 주 빔의 각도,  $\theta_n^1$ 과  $\theta_n^2$ 는 각 널의 각도,  $N$ 은 배열된 방사소자 수,  $\beta$ 는 전파 상수,  $d_n$ 는 각 방사소자의 위치, 그리고  $\alpha_n$ 는 빔 형성을 위한 각 방사소자의 위상 천이 값으로 본 문제에서 최적화해야 하는 변수이다. 문제 해소를 위한 PSO 알고리즘의 초기 조건으로 개체수는 1000개, 그리고  $w$ 는 1,  $c_1$ 과  $c_2$ 는 0.2로 설정하였고, 제안된 PSO 알고리즘을 위한 재확산 계수는 11.25, 식 (1)의 밀도는 25로 설정하였다.

최적화 알고리즘의 적응형 빔 형성 시스템 적용 성능은 제한된 Iteration을 기준, 최종 산출된 위상 천이 조합의 비용 평가 값으로 분석이 가능하다. 이와 같은 분석 방법을 적용하여, 종료 Iteration을 100으로 설정한 후, 제안된 PSO 알고리즘과 일반적인 PSO 알고리즘 기반 모의실험을 각각 50회 수행하여 산출된  $G_b$  값을 비교 분석하였다.

그림 5는 상기 분석 조건에 따른 각 PSO 알고리즘의 Iteration 별 전역 비용 평가 값, 전체 모의실험에 따른 평균 전역 비용 평가 값, 그리고 종료 시점에서

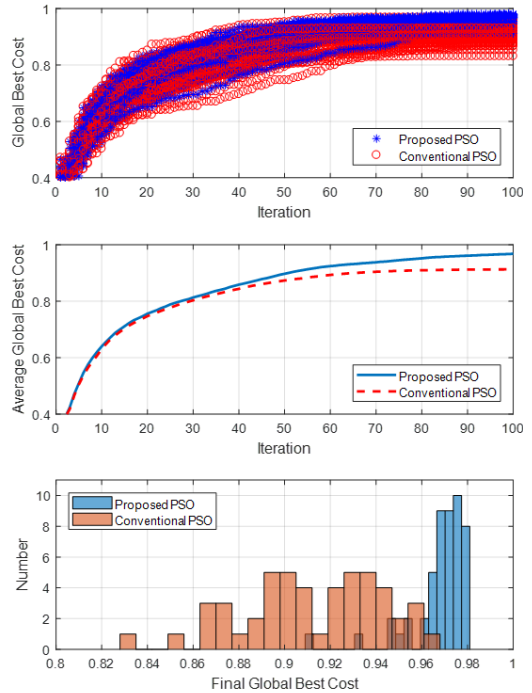


그림 5. 빔 형성 모의실험 결과  
Fig. 5 Simulated results for Beam forming

의  $G_b$  분포를 보여준다. 분석 결과 제안된 PSO 알고리즘은 평균 0.9681의 비용 평가 값을 산출하였으며, 일반적인 PSO 알고리즘은 평균 0.9127의 비용 평가 값을 산출하여 제안된 PSO 알고리즘의 성능이 좋음을 확인하였다. 더불어 최종 평가 값의 분포를 통해, 제안된 PSO 알고리즘은 높은 확률로 우수한 비용 평가 값을 산출할 수 있음을 확인하였다.

그림 6은 각 알고리즘이 그림 5의 최종 평균 비용 평가 값을 갖는 위상 천이 조합에 의한 빔 형성 결과를 보여준다. 제안된 PSO 알고리즘의 경우 주 빔의 0.2 dB 손실과 함께 -41 dB와 -45 dB의 널을 형성하였고, 일반적인 PSO 알고리즘의 경우, 주 빔의 0.73 dB 손실과 -46 dB와 -41 dB의 널을 형성하였다.

결과적으로, 제안된 PSO 알고리즘은 지역 최적화를 개선할 수 있고, 이에 따라 적응형 빔 형성 시스템의 안정된 성능을 확보할 수 있음을 확인하였다.

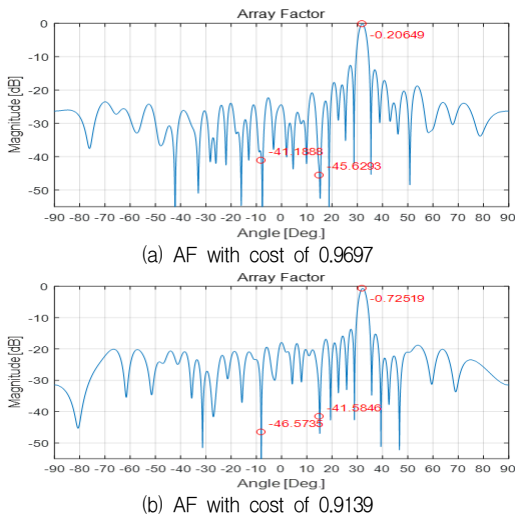


그림 6. 최종 평가 값에 따른 Array Factor  
Fig. 6 Array Factor according to final cost value

### V. 결 론

본 논문에서는 적응형 빔 형성 시스템을 위한 개선된 PSO 알고리즘을 제안하였다. 제안된 PSO 알고리즘은 지역 최적화 문제를 개선하기 위해 개체 밀도에 따른 개체 재확산 절차를 추가한 알고리즘이다. 모의실험을 통한 성능 분석 결과 제안된 PSO 알고리즘은 일반적인 PSO 알고리즘과 비교하여 우수한 위상 천이 조함을 산출할 확률이 높음을 확인하였다. 제안된 PSO 알고리즘은 적응형 빔 형성 시스템 이외에 최적화를 위한 다양한 분야에도 적용 가능할 것으로 사료된다.

### References

[1] F. Gross, *Smart Antennas for Wireless Communications*. New York: McGraw-Hill Professional, eBook, 2005.  
 [2] L. C. Godara, *Smart Antennas*. Boca Raton: CRC Press, 2005.  
 [3] M. Pouhamadou and M. Rammal, "Smart Antenna Array Patterns Synthesis: Null Steering and Multi-User Beamforming by Phase Control," *Progress in Electromagnetics*

*Research*, vol. 60, 2006, pp. 95-106.  
 [4] J. Mun and S. Hwang, "Input signal Model Analysis for Adaptive Beamformer," *J. of the Korea Institute of Electronic Communication Sciences*, vol. 12, no. 3, 2017, pp. 433-438.  
 [5] J. Jung, "Improved genetic algorithm for pattern synthesis of phased array antenna," *J. of the Korea Institute of Electronic Communication Sciences*, vol. 13, no. 2, 2018, pp. 299-304.  
 [6] R. Mailloux, *Phased Array Antenna Handbook*. Boston: Artech House, 1994.  
 [7] J. Byun and Y. Choi, "Stair Locomotion Method of Quadruped Robot Using Genetic Algorithm," *J. of the Korea Institute of Electronic Communication Sciences*, vol. 10, no. 9, 2015, pp. 1039-1048.  
 [8] M. Cho, "Identification of Group-Node using Genetic Algorithm, and Re-Construction Technique of Social Network," *J. of the Korea Institute of Electronic Communication Sciences*, vol. 10, no. 7, 2015, pp. 837-844.  
 [9] J. Holland, *Adaption in Natural and Artificial Systems*. Ann Arbor: MI, Univ. Michigan Press, 1975.  
 [10] J. Kennedy and R. Eberhart, "Particle swarm optimization," *Proc. IEEE Int. Conf. Neural Networks*, Perth, Australia, Nov., 1995, pp. 1942-1948.

### 저자 소개



### 정진우(Jin-Woo Jung)

2005년 전남대학교 정보통신공학과 졸업 (공학사)

2007년 전남대학교 대학원 전자정보통신공학과 졸업 (공학석사)

2011년 전남대학교 대학원 전자컴퓨터공학과 졸업(공학박사)

2012년 ~ 2017년 국방과학연구소 선임연구원

2017년 ~ 2018년 1월 국립전파연구원 공업연구사

※ 관심분야 : 안테나, 위상배열안테나