

# 재가중치 $\ell_1$ -최소화를 통한 밀리미터파(W밴드) 전방 관측 초해상도 레이더 영상 기법

## Millimeter-Wave(W-Band) Forward-Looking Super-Resolution Radar Imaging via Reweighted $\ell_1$ -Minimization

이 혁 중 · 전 주 환 · 송 성 찬\*

Hyukjung Lee · Joohwan Chun · Sungchan Song\*

### 요 약

실 개구(real-aperture)를 사용하는 스캐닝 레이더(scanning radar)는 지상을 감시하거나 재난 구조를 하는 등 폭 넓게 이용 가능하다. 그러나 스캐닝 레이더의 특성상 거리 방향의 분해능은 송신하는 신호의 대역폭에 의해 제한되며, 거리방향에 수직한 방향의 분해능은 빔 폭에 의해 결정된다. 본 논문에서는 초해상도(super-resolution) 레이더 영상 기법을 제안한다. 산란체가 스캔 영역에 드문드문 존재한다면 반사율의 분포를 sparse 신호로 간주할 수 있게 되고, ‘압축 감지(compressive sensing)’ 문제로 수식화하는 것이 가능하다. 본 논문에서는 ‘재가중치  $\ell_1$ -최소화’를 통해 2차원 레이더 이미지를 얻는다. 모의실험 결과에서는 제안하는 기법으로 얻은 이미지와 더불어 기존에 널리 쓰이는 Orthogonal Matching Pursuit(OMP), 합성 개구 레이더(Synthetic Aperture Radar : SAR)의 결과와 비교하였다.

### Abstract

A scanning radar is exploited widely such as for ground surveillance, disaster rescue, and etc. However, the range resolution is limited by transmitted bandwidth and cross-range resolution is limited by beam width. In this paper, we propose a method for super-resolution radar imaging. If the distribution of reflectivity is sparse, the distribution is called sparse signal. That is, the problem could be formulated as compressive sensing problem. In this paper, 2D super-resolution radar image is generated via reweighted  $\ell_1$ -minimization. In the simulation results, we compared the images obtained by the proposed method with those of the conventional Orthogonal Matching Pursuit(OMP) and Synthetic Aperture Radar(SAR).

Key words: Forward-Looking Imaging, Real Beam Scanning Radar, Super-Resolution, Reweighted  $\ell_1$ -Minimization

### I. 서 론

날씨에 의한 제약이 없고, 광학 센서에 비해 장거리 운

용이 가능하다는 이점 때문에 레이더 혹은 레이더 이미징 기법이 널리 사용되어져 왔다. 특히 이동하면서 전방의 지면을 탐색하기 위한 스캐닝 레이더가 군용 및 재난

한국과학기술원 전기 및 전자공학부(School of Electrical Engineering, KAIST)

\*한화시스템(Hanwha Systems)

· Manuscript received May 16, 2017 ; Revised July 10, 2017 ; Accepted August 1, 2017. (ID No. 20170516-047)

· Corresponding Author: Hyukjung Lee (e-mail: woaa@kaist.ac.kr)

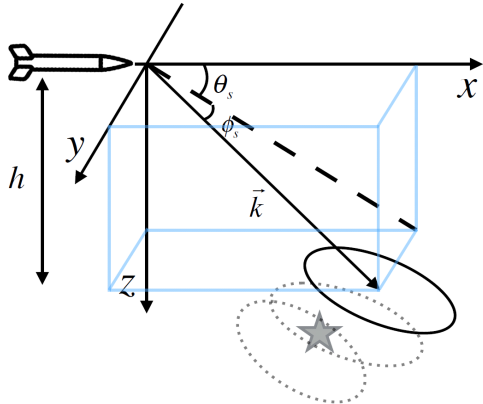


그림 1. 앞의 지면을 탐색하는 구조  
Fig. 1. Forward-looking real beam radar geometry.

구조 등으로 쓰인 바 있다. 예를 들어 고해상도 Frequency Modulated Continuous Wave(FMCW)를 활용한 실 개구 스캐닝 레이더의 실사용 사례로 브림스톤 미사일을 꼽을 수 있다<sup>[1]</sup>. 브림스톤(brimstone) 미사일은 전방을 바라보며(forward-looking) 지면을 탐색하는 스캐닝 레이더를 사용하였으며, 그림 1과 같이 안테나의 빔 (beam)을 기계적 조향으로 좌우를 탐색하며, 주력전차와 같이 강하게 반사되는 산란체를 표적으로 한다. 이 때, 거리 방향 분해능은 송신 신호의 넓은 대역폭을 통해서 얻어지며, 거리방향에 수직한 방향의 분해능은 안테나가 가지는 빔 폭에 의해 결정된다. 전면 지면이 아닌 측면 지면은 합성 개구 레이더(Synthetic Aperture Radar : SAR)를 통해 효과적으로 레이더 이미지를 얻을 수 있지만, 진행 방향과 거리방향이 일치되는 전면의 지면에서는 거리방향과 수직(cross-range) 방향 분해능이 현저히 떨어지게 된다<sup>[2][3]</sup>. Cross-range 방향의 분해능을 얻기 위해서 많은 연구가 진행되어 왔으며<sup>[4]~[8]</sup>, 최근에는 스캐닝 레이더 신호를 반사율 분포와 특정 행렬의 곱으로 수식화하여 Maximum a Posteriori (MAP)를 기반으로 deconvolution하여 이미지를 얻는 기법<sup>[9]~[11]</sup>도 연구된 바 있다. 본 논문은 스캔하는 영역에 강하게 반사되는 산란체가 드문드문 존재하여 위치에 따른 반사율의 분포가 sparse 신호에 해당하는 경우를 가정하여 초해상도 레이더 이미지를 얻는다. Sparse 신호를 복원하기 위한 알고리즘으로는 대표적으로 Orthogonal Matching Pursuit(OMP)<sup>[12]</sup>이 잘 알려져 있고, 이는 특정 제약

조건 아래에서 신호의  $\ell_0$  norm을 최소화하기 위한 알고리즘이다. 하지만 OMP는 표적이 서로 모여 있는 경우에는 위치를 잘 찾지 못하는 점이 있고, 전차와 같은 산란체는 밀집된 산란점들의 집합으로 생각될 수 있으므로 제시하는 상황에는 잘 적용되지 못한다. 따라서 본 논문에서는  $\ell_0$  norm과 가장 비슷하면서도 볼록(convex) 함수인  $\ell_1$  norm을 최소화하는 해를 찾는다. 볼록 문제로 바꾸면 느린 전역 최적화를 사용하지 않고, 계산 효율이 높은 볼록 프로그래밍을 사용할 수 있다. 또한 재가중치 기법을 적용하여 복원된 신호가 더욱 sparse 신호에 가깝도록 개선하였다<sup>[13]</sup>.

2차원 초해상도 레이더 이미지는 주력전차를 탐지하거나, 전방 육상 감시에 적용될 수 있다. 제안된 레이더 이미징 기술이 실제 상황에 적용될 수 있음을 보이기 위해 주력전차의 산란점을 역 합성 개구 레이더(Inverse Synthetic Aperture Radar : ISAR)를 통해 얻은 다음, 스캔 영역 안 두 군데에 위치시켜 모의실험하였으며, 가우스 랜덤 잡음을 측정 데이터에 고려해 줌으로써 잡음이 많은 환경에서도 작동함을 보였다.

## II. 스캐닝 레이더 신호 모델링

그림 1과 같이  $\theta_s$ 는 고정된 채로  $\phi_s$ 를 변화시켜 비행 방향의 앞쪽 지면을 탐색하는 것이 일반적인 스캐닝 레이더의 전방지상 탐색 방식이다. 단일의 실 개구 레이더가 탑재된 이동체가 이동하면서 일정한 펄스 반복 주기마다 펄스를 송수신하여 측정 데이터를 얻는다. 그림에서  $h$ 는 레이더 이동 체의 높이,  $x$ 축은 비행체의 진행 방향,  $y$ 축은 지면과 평행하고 진행 방향에 수직한 방향,  $z$ 축은 지면을 향하는 방향을 나타내며, 빔이 조향되는 시선(line of sight)의 방향을 나타내는  $\vec{k} = \cos\theta_s \cos\phi_s \vec{x} + \sin\phi_s \vec{y} + \sin\theta_s \cos\phi_s \vec{z}$ 와 같이 표현된다.

이 때 레이더가 멈췄다가 펄스를 송수신한 다음, 다시 레이더가 이동한다는 가정(stop-and-go approximation)을 한다면 단일의 펄스를 쏘고 받는 시간은 빠른 시간(fast-time), 반복해서 펄스를 송수신하는 시간은 느린 시간(slow-time)으로 분리해서 분석할 수 있다. 본 논문에서는 레이더가 지표면과 평행하게 직선운동을 하는 동시에 실 개구 안

테나를 좌에서 우로  $-5^\circ$ 에서  $+5^\circ$ 까지 기계적으로 조향하는 상황을 가정하였다.

먼저 빠른 시간상에서 chirp 신호를 쏘고 받아 고속 푸리에 변환(Fast Fourier Transform : FFT)을 통해 거리 압축된 신호의 수식은 다음과 같이 sinc 함수의 꼴로 전개된다.

$$\frac{\sin\left(\pi\left(\frac{t_f}{T_s} - \frac{2R(t_s, R_r, \phi_p)}{T_s c}\right)\right)}{\sin\left(\pi\left(\frac{t_f}{FT_s} - \frac{2R(t_s, R_r, \phi_p)}{FT_s c}\right)\right)} \times \exp\left(-j\pi\left(\frac{t_f}{FT_s} - \frac{2R(t_s, R_r, \phi_p)}{FT_s c}\right)(F-1)\right) \quad (1)$$

위에서  $t_f = (0, \dots, F-1)T_s$ 로 샘플링 주기가  $T_s$ 인  $F$ 개의 빠른 시간 샘플을 나타낸다. 즉, 이산화된 시간을 의미한다.  $c$ 는 전파 전달 속도를 나타낸다.  $R$ 은 표적과 레이더 간의 거리로, 레이더가  $V$ 의 속도로 이동하므로 시간에 따라 변한다. 즉,

$$R(t_s, R_r, \phi_p) = \sqrt{R_r^2 + (V\tau_s)^2 - 2R_r(V\tau_s)\cos\theta_r\cos\phi_p}$$

와 같이 느린 시간을 나타내는  $\tau_s$ 의 함수이다.

$\tau_s = t_s + \frac{\phi_b/2 - \phi_p}{\omega_\phi}$ 로,  $t_s$ 는 지면 앞 중심이 스캐닝 빔의 중심과 일치하는 순간이 0초가 되도록 정의된 느린 시간을 나타내고,  $\phi_b$ 는 null-to-null 빔 폭을 의미하며,  $\omega_\phi$ 는 방위각 방향으로 스캐닝하는 각속도를 나타낸다. 즉, 식 (1)에 포함되는  $\tau_s$ 는  $\phi_p$ 에 따른 함수로 방위각 방향  $\phi_p$ 를 스캔할 때가 0초가 되는 시프트된 시간을 의미한다. 또한  $R_r, \theta_r$ 은  $r$ 번째 거리 빈 및  $r$ 번째 각도를 나타낸다. 같은 아래 첨자를 사용하는 이유는 지상에 있는 표적만을 고려하기 때문에  $\theta_r = \sin^{-1}\left(\frac{h}{R_r}\right)$ 과 같이  $R_r$ 이 정해지면 고정된 값으로 결정되기 때문이다. 또,  $\phi_p$ 는  $p$ 번째 방위각을 나타내며, 이는  $R_r, \theta_r$ 과 같이 얻고자 하는 영상의 영역을 격자로 나눈 위치에 대한 인덱스를 의미한다. 즉, 이미지 결과의 격자에 대한 위치를 나타낸다. 느린 시간으로의 신호는 chirp 펄스를 여러 번 쏘고 받을 때 펄스마다의 크기 및 레이더의 이동에 따른 위상변화를 나타낸다. 크기는 실제 빔이 가지는 방위각에 따른

크기변화 패턴  $\alpha(t_s)$ 가 결정하게 된다. 따라서 고려된 느린 시간축의 신호는 다음과 같이 표현된다.

$$\alpha\left(t_s - \frac{\phi_p}{\omega_\phi}\right) \times \exp\left(-j\frac{4\pi f_c}{c}R(t_s, R_r, \phi_p)\right) \quad (2)$$

위에서  $f_c$ 는 반송주파수를 의미한다. 빔 패턴이 느린 시간축으로 표현될 수 이유는 빔을 기계적으로 조향하기 때문에 시간과 조향각이 일대일 대응이 되기 때문이다.

빠른 시간과 느린 시간의 신호를 곱으로 나타내면 이는 곧 2차원 측정 데이터를 나타낸다.  $r$ 번째 거리,  $p$ 번째 각도의 반사율을  $x(R_r, \phi_p)$ 라고 하면 측정 데이터  $z(t_f, t_s)$ 는 다음과 같다.

$$z(t_f, t_s) = \sum_{p=1}^P \sum_{r=1}^R x(R_r, \phi_p) \frac{\sin\left(\pi\left(\frac{t_f}{T_s} - \frac{2R(t_s, R_r, \phi_p)}{T_s c}\right)\right)}{\sin\left(\pi\left(\frac{t_f}{FT_s} - \frac{2R(t_s, R_r, \phi_p)}{FT_s c}\right)\right)} \times \exp\left(-j\pi\left(\frac{t_f}{FT_s} - \frac{2R(t_s, R_r, \phi_p)}{FT_s c}\right)(F-1)\right) \times \alpha\left(t_s - \frac{\phi_p}{\omega_\phi}\right) \times \exp\left(-j\frac{4\pi f_c}{c}R(t_s, R_r, \phi_p)\right) \quad (3)$$

위의  $r, p, f, s$ 는 모두 이산 변수들이므로 위의 식과 더불어 노이즈를 고려하면 다음과 같이 행렬과 벡터의 곱으로 전개할 수 있다.

$$\mathbf{z} = \mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{n} \quad (4)$$

위에서  $\mathbf{z} = [z(t_{f1}, t_{s1}), \dots, z(t_{f1}, t_{sS}), z(t_{f2}, t_{s1}), \dots, z(t_{fF}, t_{sS})]^T$ 를 나타내며,  $t_{ff}, t_{ss}$ 는 각각  $f$ 번째,  $s$ 번째 샘플을 나타낸다. 또한

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} A(t_{f1}, t_{s1}, R_1, \phi_1), \dots, A(t_{f1}, t_{s1}, R_1, \phi_p), \dots, A(t_{f1}, t_{s1}, R_R, \phi_p) \\ \vdots \\ A(t_{f1}, t_{sS}, R_1, \phi_1), \dots, A(t_{f1}, t_{sS}, R_1, \phi_p), \dots, A(t_{f1}, t_{sS}, R_R, \phi_p) \\ \vdots \\ A(t_{fF}, t_{sS}, R_1, \phi_1), \dots, A(t_{fF}, t_{sS}, R_1, \phi_p), \dots, A(t_{fF}, t_{sS}, R_R, \phi_p) \end{bmatrix}$$

이고, 위에서

$$\begin{aligned}
 & A(t_{ff}, t_{ss}, R_r, \phi_p) \\
 &= \frac{\sin\left(\pi\left(\frac{t_{ff}}{T_s} - \frac{2R(t_{ss}, R_r, \phi_p)}{T_s c}\right)\right)}{\sin\left(\pi\left(\frac{t_{ff}}{FT_s} - \frac{2R(t_{ss}, R_r, \phi_p)}{FT_s c}\right)\right)} \\
 &\quad \times \exp\left(-j\pi\left(\frac{t_{ff}}{FT_s} - \frac{2R(t_{ss}, R_r, \phi_p)}{FT_s c}\right)(F-1)\right) \\
 &\quad \times \alpha\left(t_{ss} - \frac{\phi_p}{\omega_\phi}\right) \times \exp\left(-j\frac{4\pi f_c}{c}R(t_{ss}, R_r, \phi_p)\right)
 \end{aligned}$$

이다. 위의 식과 같이 벡터와 행렬꼴로 문제를 바꾸면  $FS < RP$ 의 상황에서 sparse 신호  $\mathbf{x}$ 를 복원하는 것은 곧 압축 감지 문제를 푸는 것이다.

### III. 재가중치 $\ell_1$ -최소화를 통한 이미징

본 논문에서는 재가중치  $\ell_1$ -최소화 기법을 통해 이미지를 형성하는 방법을 제안한다. 앞선 절에서 이끌어낸  $\mathbf{z} = \mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{n}$ 의 형태의 문제는 통신 문제 등에서 역사가 깊은 문제로, 그 해결법이 다양한 문제형태이다.  $\hat{\mathbf{x}} = \mathbf{A}^H \mathbf{A} \mathbf{z}$ 의 형태로  $\mathbf{x}$ 의 솔루션을 찾는다면 통신문제에서는 최대비 결합(Maximum Ratio Combining : MRC)이 적용된 것으로 생각할 수 있으며, matched filtering을 통해 신호 대 잡음비(Signal to Noise Ratio : SNR)를 최대화한 합성 개구 레이더 기법을 적용한 것으로도 생각할 수 있다. 용어만 다를 뿐 사실 같은 수행이다. 다른 접근으로는 최소자승 평균오차(Minimum Mean Square Error : MMSE) 풀이를 들 수 있는데, 이미징에서 디콘볼루션(deconvolution)을 수행하기 위한 방법 중 위너 필터(Wiener filter)에 해당된다. 즉,  $\hat{\mathbf{x}} = \mathbf{G}\mathbf{z}$ 라고 할 때,  $\mathbf{G} = \min \mathbb{E}[\|\hat{\mathbf{x}} - \mathbf{x}\|^2]$ 를 만족하는  $\mathbf{G}$ 가 곧 위너 필터이다. 본 논문에서는  $\mathbf{x}$ 가 sparse한 경우에 한정해서 문제를 풀기 때문에 압축 감지 체계상에서 문제를 바라본다. 이를 풀기 위한 널리 알려진 알고리즘 중 하나는 OMP(Orthogonal Matching Pursuit)가 있으며, 이는 측정 데이터와  $\mathbf{A}$ 의 열들을 각각 내적해서 가장 큰 내적 값을 가지는 열을 하나씩 고르면서 내적을 수행했던 측정 데이터를 매 반복 수행마다 갱신시키면서  $\mathbf{x}$ 를 찾아나간다. 하지만 갱신할 때 그 전에 선택된 열에 수직인 평면으로 정사영 내리기 때문에 표적이 집중적으로 뭉쳐져 있으면 해상도가 떨어지는 현상을 보인다. 따라서

본 연구에서는 재가중치  $\ell_1$ -최소화 기법을 사용하였다.

앞선 절에서 설명한 바와 같이 sparse 신호  $\mathbf{x}$ 를 복원하는 것이 레이더 이미징이며, 이를 위해서는  $\ell_0$ -norm을 최소화 하는 동시에 측정 데이터와 차이가 최소가 되도록 하는  $\mathbf{x}$ 를 찾아야 한다. 하지만  $\ell_0$ -norm은 블록 함수가 아니기 때문에 블록 최적화로 문제를 풀 수 없다. 따라서 본 논문에서는  $\ell_0$ -norm과 가장 가까운 블록 함수인  $\ell_1$ -norm을 최소화 하는 것으로 문제를 블록 프로그래밍으로 바꿔서 푼다. 또한 재가중치 기법을 통해 복원되는 신호의 드문드문한 정도(sparsity)를 더욱 키울 수 있다. 제안하는 최적화 문제는 다음과 같다.

$$\begin{aligned}
 & \text{minimize} \quad \|\mathbf{I}^k \mathbf{x}^k\|_1 \\
 & \text{subject to} \quad \|\mathbf{A} \mathbf{x}^k - \mathbf{z}\|_2 \leq \tau
 \end{aligned} \tag{5}$$

위에서  $\tau = \sqrt{\sigma_n^2 FS}$ 이고,  $\sigma_n^2$ 는 잡음의 분산을 의미한다.  $k$ 는 반복시행 횟수로, 다음과 같은 반복 과정을 통해  $k=1$ 부터 시작해서 진행된다.

- 1) 첫 번째 반복시행에서는  $\mathbf{I}^1$ 을  $RP \times RP$ 의 사이즈를 가지는 단위행렬로 초기화 한 다음 최적화 문제를 푼다.
- 2) 이어지는 시행에서는  $\delta = 10^{-5}$ 로 고정된 상태에서  $\mathbf{I}^k$ 의 대각 성분들을 이전 시행의  $\mathbf{x}$ 의 값에 의해 다음과 같이 정해진다.

$$I_i^k = \frac{1}{|x_i^{k-1}| + \delta}$$

위에서  $i$ 는  $i$ 번째 대각 성분 혹은  $i$ 번째 성분을 의미한다. 위와 같이  $\mathbf{I}$ 를 갱신한 다음에 다시 최적화 문제를 푼다.

- 3) 수행 2)를 정해놓은 반복시행 횟수에 도달할 때까지 반복한다(본 논문의 모의실험에서  $k=5$ ).

### IV. 모의실험 결과

본 논문에서는 모의실험의 실용성을 위해 실제 주력전차의 산란점 모델을 사용한다. 이 산란점 모델은 전차를 반사율을 가진 몇 개의 산란점들로 근사화하여 표현한 것으로 역 합성 개구 레이더(Inverse Synthetic Aperture Radar : ISAR) 방식을 통해 영상을 얻은 후 CLEAN 알고리즘을

표 1. 모의실험 파라미터

Table 1. Simulation parameters.

파라미터	값
Height of the radar $h$	50 m
$\theta_s$	$3.58^\circ$
$\phi_s$	$-5^\circ \sim +5^\circ$
Velocity of radar $V$	200 m/s
Sampling frequency $f_s$	10 MHz
Pulse repetition interval	1 ms
Pulse width	0.5 ms
Bandwidth	300 MHz
The number of fast-time samples $F$	13
The number of slow-time samples $S$	111
The number of gris in direction of range $R$	26
The number of gris in direction of azimuth $P$	111

통해 산란점 추출을 수행하였다. 약 30개의 산란점으로 나타내었고, 이러한 전차가 스캔 영역에 2개가 존재한다고 가정하였다. 모의실험을 위해 사용된 샘플링 주파수  $f_s$ 는 최대 비트 주파수의 두 배가 되도록 설정하였다. 즉,  $f_s = 10 \times 10^6 \geq 2f_{b, \max} = 2 \times K \frac{2R_{\max}}{c} \cong 8 \times 10^6$ 과 같이 설정하였다.

그림 2는 하나의 탱크로부터 얻은 산란점을 3차원 상에서 나타낸 것으로, 그 중심이 (0,0,1.5m)가 되도록 위치시킨 것이다. 여기서 원의 어두운 정도가 곧 그 산란체

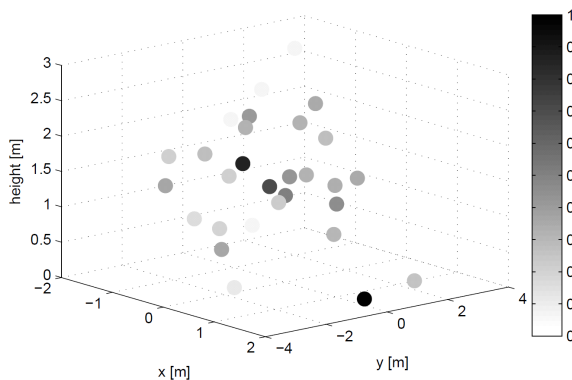


그림 2. 전차로부터 얻은 3차원 산란점

Fig. 2. 3-D scattering points from main battle tank.

의 반사율을 의미한다. 즉, 반사를 강하게 하는 산란점일수록 더 어둡다. 포신이 향하는 방향이  $y$ 축이며, 그에 수직인 축이  $x$ 축, 높이는  $z$ 축으로 나타내었다. 약 3 m의 높이를 가지는 것을 확인할 수 있다.

그림 3에서는 2개의 전차에 해당하는 산란점을 스캔 영역에 나타냈다. 그림이 나타내는 거리 및 수직거리 방향(방위각 방향)의 범위가 곧 스캔 영역이며, 바닥에 표적이 존재한다고 가정한 상태로 이미징이 수행되기 때문에 2차원에 정상영된 상태로 나타나게 된다. 따라서 같은 전차라고 할지라도 산란점의 분포가 존재하는 방위각에 따라서 다르다. 2개의 전차는 방위각 기준으로 각각 약  $-3^\circ$ 와  $2^\circ$ 를 중심으로, 거리방향으로는 모두 805 m 떨어진 곳에 배치되었다. 본 논문에서는 스캔은 좌에서 우로 한 번 일어나도록 가정하였고, 기계적 조향을 통해 안테나 중심이 향하는 방위각이  $-5^\circ$ 에서  $+5^\circ$ 까지 변화하도록 하였다.

그림 4는 모의실험에서 사용된 단일 실 개구 안테나의 빔 패턴이다. 3 dB 빔 폭이  $1.4^\circ$ 이며, 가우시안 분포의 모

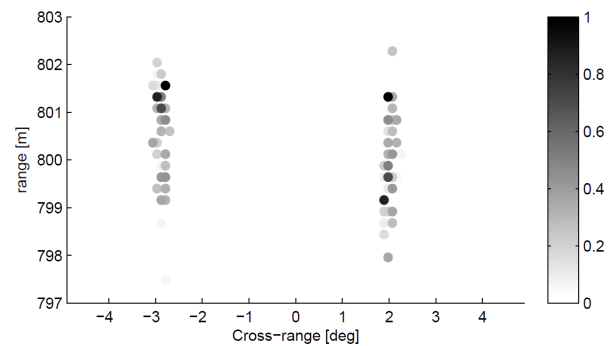


그림 3. 거리와 방위각 축으로 나타낸 반사율 분포

Fig. 3. Reflectivity distribution over range and cross-range.

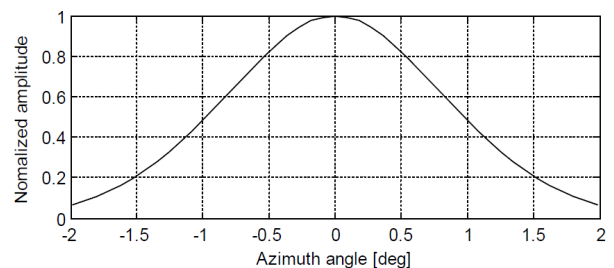


그림 4. 방위각에 따른 실 개구 안테나 빔 패턴

Fig. 4. Beam pattern of a real aperture.

양과 비슷하게 설계된 패턴이다.

잡음이 존재하는 상황에서도 제안하는 기법이 제대로 동작하는지 검증하기 위해 가우시안 랜덤 잡음을 도입하였다. 본 논문에서는 신호 대 잡음비가 30 dB, 10 dB 가 되도록 하는 측정 잡음을 추가하여 해당하는 두 상황에 대해서 기존에 쓰이는 OMP 알고리즘 및 합성 개구 레이더와 제안하는 기법으로 얻은 그림 비교, 제시한다. 합성 개구 레이더의 신호처리는 거리 방향으로는 기존에 널리 알려진 정합 필터를 사용하였으며, 거리 방향의 해상도는 이론적인 해상도( $= \frac{c}{2B} = 0.5 \text{ m}$ , 여기서  $B$ 는 송신 신호의 대역폭)와 같게 나타나는 것을 확인할 수 있으며, 수직-거리 방향으로는 정합필터가 사용되어서 표적이 0도에 존재하는 것이 아니라면 빔 폭보다는 좁은 해상도를 가지도록 압축이 일어난다. 이 해상도는 표적이 90도일 때 가장 좋게 나타나고, 이 때 측방 관측 합성 개구 레이더의 분해능과 일치하게 나타난다. 즉, 논문의 상황에서는 표적이 존재하는 위치에 따라서 수직-거리 방향의 분해능이 달라지는 현상이 나타난다.

먼저, 30 dB 랜덤 잡음이 존재할 때의 측정 데이터  $z$ 를 거리와 방위각의 평면에서 나타내면 그림 5와 같다. 시각적 편이를 위해 절대값으로 나타냈다. 고속 푸리에 변환을 통해 거리 압축을 1차적으로 한 상태이며, 대역폭에 의해 분해능은 약 0.5 m 인 상태이다. 수직거리 방향은 방위각의 방향으로 나타내었으며, 아무런 압축과정을 거치지 않았으므로 산란점을 중심으로 실 개구 안테나 빔 패턴이 콘볼루션 된 상태로 퍼져 있는 것을 확인할 수 있

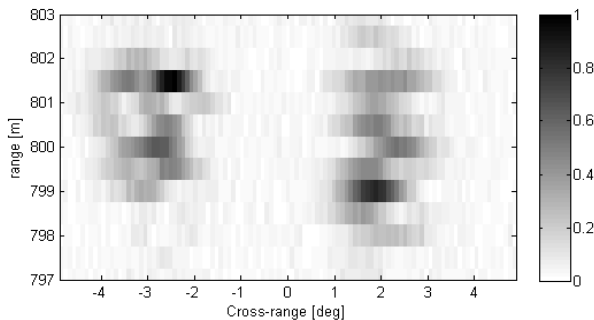


그림 5. 30 dB 잡음이 존재할 때의 측정 데이터  
Fig. 5. The normalized measurement data added by Gaussian noise with 30 dB.

다. 그림 6은 이런 측정 데이터에 합성개구 레이더 기법을 적용한 결과이다. 거리 방향으로 해상도는 증가하지 않지만, 방위각이 0°가 아닌 곳에 표적들이 존재하기 때문에 수직거리 방향으로도 압축이 된 것을 확인할 수 있다. 하지만 표적의 위치가 수직거리 방향으로 0°에서 멀어질수록 해상도가 떨어지는 것을 확인할 수 있다. 따라서 합성개구 레이더 방식은 전방지상을 이미징하는 데에 안정적이지 못해 적합하지 않음을 알 수 있다. 그림 7~그림 9는 압축 감지 문제로 접근한 결과이다. OMP 알고리즘 결과에서는 실제 산란점이 존재하지 않는 데에도 값이 존재하여 표적의 위치 및 산란점의 반사율을 제대로 복원하지 못했음을 알 수 있다. 반면에  $\ell_1$ -최소화 기법, 재가중치  $\ell_1$ 최소화한 결과, 그림 8~9를 통해 산란점의 위치 및 반사율을 실제에 가깝게 복원했음을 알 수 있다.

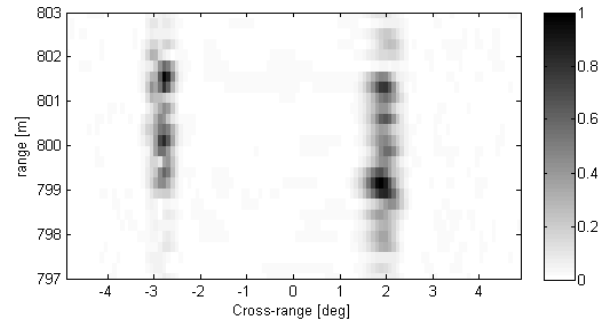


그림 6. 30 dB 잡음이 존재할 때 합성 개구 레이더 기법을 적용한 결과

Fig. 6. Result of SAR.

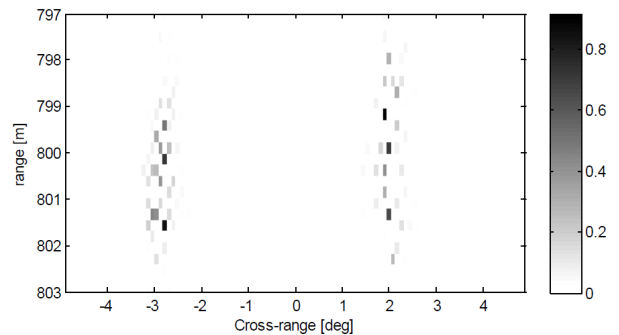


그림 7. 30 dB 잡음이 존재할 때 OMP 알고리즘을 적용한 결과

Fig. 7. Result of OMP.

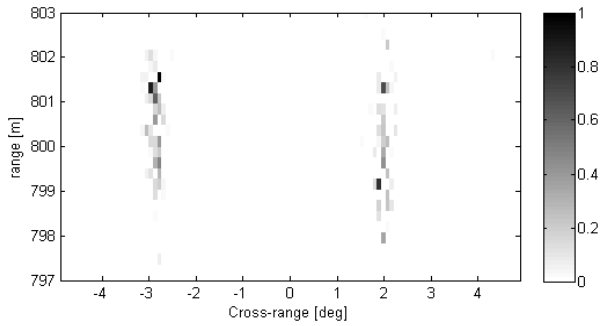


그림 8. 30 dB 잡음이 존재할 때  $\ell_1$ -최소화 기법을 적용한 결과  
Fig. 8. Result of  $\ell_1$ -minimization.

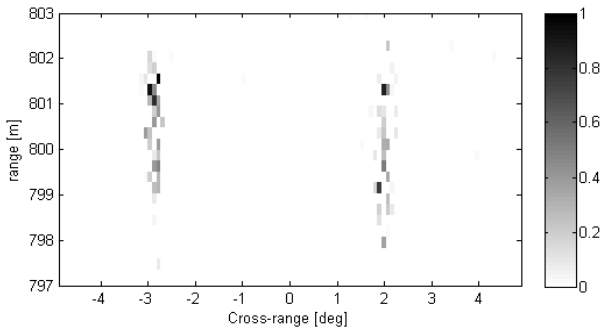


그림 9. 30 dB 잡음이 존재할 때 재가중치  $\ell_1$ -최소화 기법을 적용한 결과(반복 시행 횟수  $k=5$ )  
Fig. 9. Result of reweighted  $\ell_1$ -minimization(iteration number=5).

특히, 수직거리 방향과 더불어 거리 방향으로도 점으로 위치를 찾음을 통해 초해상도 이미지를 얻었음을 확인할 수 있다. 블록 프로그래밍 문제를 풀기 위해서 본 논문에서는 CVX<sup>[14]</sup>를 사용하였다.

좀 더 강한 잡음이 고려된 측정 데이터 및 이미징 결과를 그림 10~그림 14에 나타내었다. 합성 개구 레이다는 matched filtering을 수행했으므로 30 dB 결과에서 해상도에는 변화 없이 노이즈만 더욱 추가된 결과를 보였다. 잡음이 강하게 존재할 때 OMP에서는 여러 개의 산란점을 하나로 대표하는 동작이 일어나면서 실제 표적의 산란점보다 더 적은 개수의 산란점을 나타낸다. 이런 동작은 산란점의 정확한 위치와 더불어 반사율도 제대로 찾지 못하는 결과를 초래한다. 반면,  $\ell_1$ -최소화 기법을 사용한

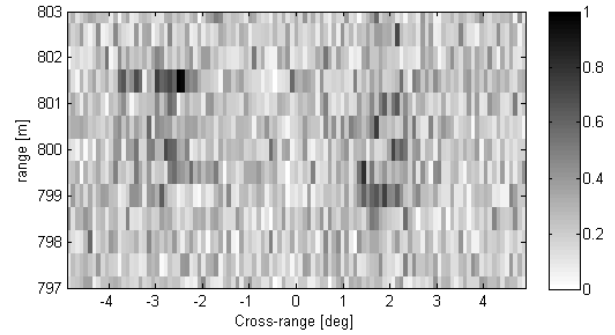


그림 10. 10 dB 잡음이 존재할 때의 측정 데이터  
Fig. 10. The normalized measurement data added by Gaussian noise with 10 dB.

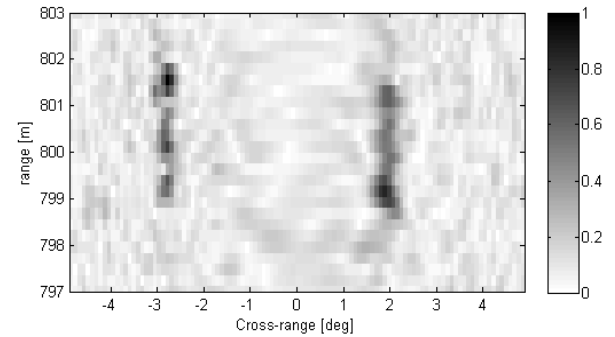


그림 11. 10 dB 잡음이 존재할 때 합성 개구 레이다 기법을 적용한 결과  
Fig. 11. Result of SAR.

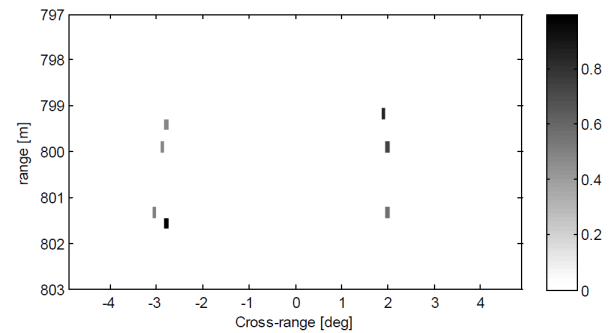


그림 12. 10 dB 잡음이 존재할 때 OMP 알고리즘을 적용한 결과  
Fig. 12. Result of OMP.

결과는 비교적 산란점의 위치 및 반사율을 실제에 가깝게 찾아내는 것을 알 수 있다. 여기서 더 나아가 재가중치

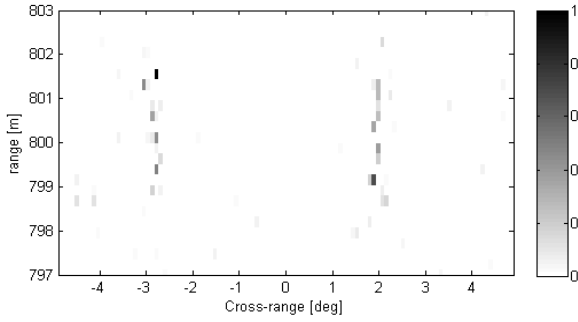


그림 13. 10 dB 잡음이 존재할 때  $\ell_1$ -최소화 기법을 적용한 결과  
Fig. 13. Result of  $\ell_1$ -minimization.

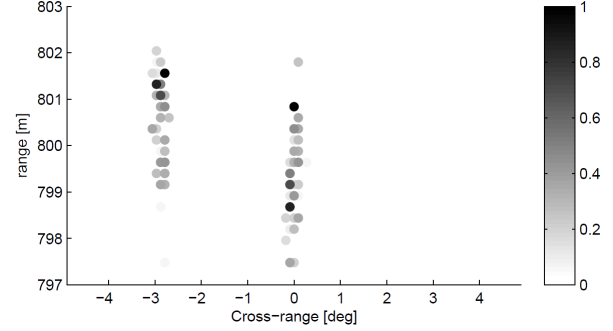


그림 15. 거리와 방위각 축으로 나타낸 반사율 분포( $0^\circ$ 에 표적이 존재할 경우)  
Fig. 15. Reflectivity distribution over range and cross-range.

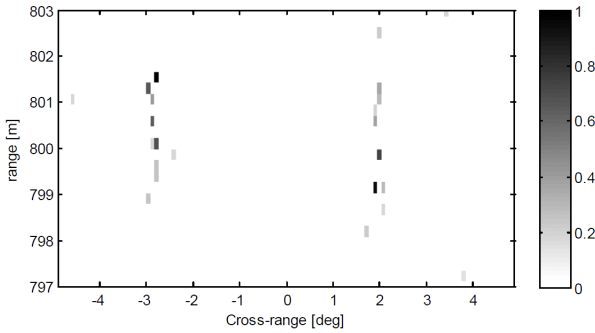


그림 14. 10 dB 잡음이 존재할 때 재가중치  $\ell_1$ -최소화 기법을 적용한 결과(반복 시행 횟수  $k=5$ )  
Fig. 14. Result of reweighted  $\ell_1$ -minimization(iteration number=5).

를 적용하면 주변에 약한 반사율로 나타내어진 산란점들은 값이 점점 작아지면서 실제 반사율분포에 더욱 가깝게 복원한다.

이론적으로 합성 개구 레이더 기법은 거리방향과 이동 방향이 같아지는 방위각이  $0^\circ$ 인 위치에선 수직-거리방향 분해가 불가능하다. 이를 확인하기 위해 두 개의 전차 중  $2^\circ$ 의 위치해 있던 전차를  $0^\circ$ 가 중심이 되도록 위치를 변경하여 모의실험하였다.

그림 15에서 반사율 분포를 나타냈으며 10 dB 잡음이 존재하는 상황만 고려하였다. 그림 17의 결과를 통해 합성 개구 레이더 기법은  $0^\circ$ 에서는 수직분해능이 전혀 없어서 퍼진 정도가 안테나의 빔 폭과 같게 나타났다. 반면에, 방위각 방향으로로는 레이더가 이동하는 방향이 방위각 방

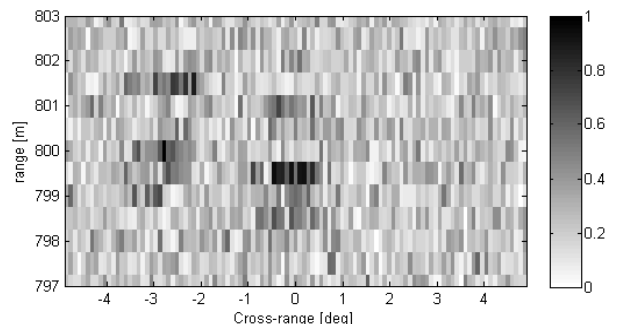


그림 16. 10 dB 잡음이 존재할 때의 측정 데이터  
Fig. 16. The normalized measurement data added by Gaussian noise with 10 dB.

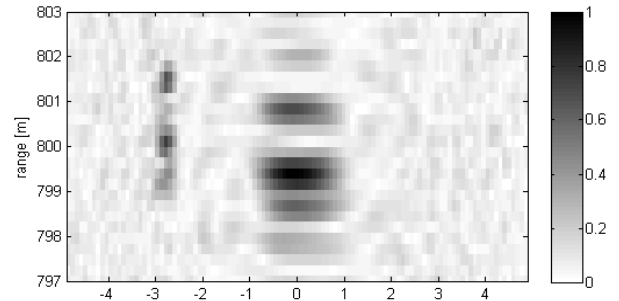


그림 17. 10 dB 잡음이 존재할 때 합성 개구 레이더 기법을 적용한 결과  
Fig. 17. Result of SAR.

향과 수직하기 때문에, 측방 관측을 통한 일반적인 합성 개구 레이더 처리 결과와는 달리 방위각 방향 해상도가 좋지 않음을 확인할 수 있다. 즉, 수직-거리 방향  $0^\circ$  부



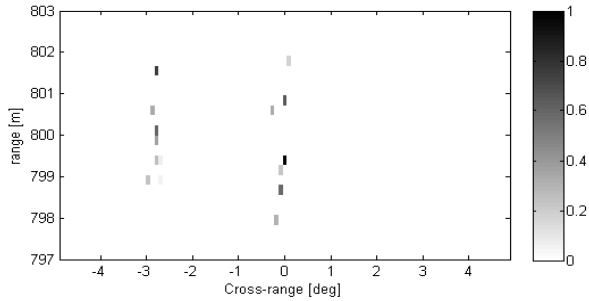


그림 18. 10 dB 잡음이 존재할 때 재가중치  $\ell_1$ -최소화 기법을 적용한 결과(반복 시행 횟수  $k=5$ )  
Fig. 18. Result of reweighted  $\ell_1$ -minimization(iteration number=5).

근에 표적이 존재할 때는 안테나의 빔 폭 만큼 퍼지는 것을 확인할 수 있다. 본 논문의 모의실험에서는 빔 폭이 비교적 얇은 3 dB 빔 폭이 1.4°인 빔을 사용하기 때문에, 이득이 거의 없음에도 불구하고, 다소 분해능이 좋게 보이는 경향이 있다. 반면 제안하는 기법인 재가중치  $\ell_1$  기법을 적용한 결과, 그림 18에서는 0°에 존재하는 표적의 위치 및 반사율을 실제 산란점의 분포에 가깝게 복원했음을 확인할 수 있다.

## V. 결 론

본 논문에서는 레이더가 전방의 지면을 단일의 실 개구 안테나 빔으로 탐색하는 스캐닝 레이더를 기반으로 지상의 반사율 분포가 드문드문 존재함을 가정하여 2차원 초해상도 레이더 이미지를 얻었다. 가우시안 랜덤 잡음이 존재하는 측정 데이터로부터 재가중치  $\ell_1$ -최소화 기법으로 레이더 이미지를 생성했으며, 비교를 위해 기존에 쓰이는 합성 개구 레이더와 OMP의 결과도 제시하였다. 특히, 압축 감지 문제로 바뀌어 이미지를 형성했기 때문에, 거리방향으로는 대역폭의 제한을 받지 않으며, 수직거리 방향으로는 빔 폭의 제한을 받지 않을 수 있다. 또한 샘플링 주파수와 펄스 반복 주기와 같은 파라미터를 나이퀴스트 비율(Nyquist rate)을 고려하지 않은 채 값을 정할 수 있다. 본 논문에서 설정한 거리 및 방위각 방향 격자수가 크면 클수록 더욱 해상도가 작은 초해상도 이미지를 얻을 수 있지만, 계산량이 크게 증가하여 실시간

성이 떨어지기 때문에 격자수를 최적화 하는 문제가 앞으로 함께 연구되어야 할 것이다. 또한 본 논문에서는 거리 압축 데이터  $z$ 가  $A$  행렬의 열들이 가지고 있는 거리, 방위각 방향의 격자가 나타내는 위치에 존재하는 표적만 고려한 것이기 때문에 실제로 받을 측정값  $z$ 와 오차가 존재할 수 있다. 따라서 격자의 수를 오차 및 계산량을 적절히 고려하여 결정하는 알고리즘 혹은 격자 없이 사용되는 알고리즘 등을 스캔 레이더 상황에 적용할 수 있을지에 대한 연구가 뒤따라야 한다.

## References

- [1] Graham Brooker, Alan T. Brooker, *Introduction to Sensors for Ranging and Imaging*. SciTech Pub. Incorporated, 2009.
- [2] C. Ozdemir, *Inverse Synthetic Aperture Radar Imaging with MATLAB Algorithms. Vol. 210*, John Wiley & Sons, 2012.
- [3] M. Soumekh, *Synthetic Aperture Radar Signal Processing*, New York: Wiley, 1999.
- [4] S. Senmoto, D. G. Childers, "Signal resolution via digital inverse filtering", *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. AES-8, issue 5, pp. 633-640, 1972.
- [5] M. A. Richards, "Iterative noncoherent angular superresolution [radar]", *Radar Conference, 1988., Proceedings of the 1988 IEEE National*, 1988.
- [6] M. Migliaccio, A. Gambardella, "Microwave radiometer spatial resolution enhancement", *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 43, issue 5, pp. 1159-1169, May 2005.
- [7] A. Gambardella, M. Migliaccio, "On the superresolution of microwave scanning radiometer measurements", *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, vol. 5, issue 4, pp. 796-800, Oct. 2008.
- [8] R. Bose, A. Freedman, and B. D. Steinberg, "Sequence CLEAN: A modified deconvolution technique for microwave images of contiguous targets", *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 38, issue 1,

- pp. 89-97, Jan. 2002.
- [9] Y. Zha, Y. Zhang, Y. Huang, and J. Yang, "Bayesian angular superresolution algorithm for real-aperture imaging in forward-looking radar", *Information*, vol. 6, no. 4, pp. 650-668, 2015.
- [10] Y. Zha, Y. Huang, Z. Sun, Y. Wang, and J. Yang, "Bayesian deconvolution for angular super-resolution in forward-looking scanning radar", *Sensors (Basel, Switzerland)*, vol. 15, no. 3, pp. 6924-6946, 2015.
- [11] Y. Zhang, Y. Huang, Y. Zha, and J. Yang, "Super-resolution imaging for forward-looking scanning radar with generalized Gaussian constraint", *Progress in Electromagnetics Research M*, vol. 4, no. 6, pp. 1-10, 2016.
- [12] Y. C. Pati, R. Rezaifar, and P. S. Krishnaprasad, "Orthogonal matching pursuit: Recursive function approximation with applications to wavelet decomposition", *Signals, Systems and Computers, 1993. 1993 Conference Record of The Twenty-Seventh Asilomar Conference on, IEEE*, 1993.
- [13] E. J. Candes, M. B. Wakin, and S. P. Boyd, "Enhancing sparsity by reweighted  $\ell_1$  minimization", *Journal of Fourier Analysis and Applications*, vol. 14, no. 5-6, pp. 877-905, 2008.
- [14] M. Grant, S. Boyd, and Y. Ye, "Cvx: Matlab software for disciplined convex programming", 2008.

#### 이 혁 중



2013년 2월: 서강대학교 전자공학과 (공학사)  
 2015년 2월: 한국과학기술원 전기 및 전자공학부 (공학석사)  
 2015년 2월~현재: 한국과학기술원 전기 및 전자공학부 박사과정  
 [주 관심분야] Signal Processing for Radar Systems, Detection and Estimation 등

#### 송 성 찬



2001년 2월: 한국항공대학교 항공전자공학과 (공학사)  
 2003년 2월: 한국항공대학교 항공전자공학과 (공학석사)  
 2002년 11월~2015년 6월: 삼성탈레스(주) 전문연구원  
 2015년 7월~2016년 9월: 한화탈레스(주)

전문연구원

2016년 10월~현재: 한화시스템(주) 수석연구원  
 [주 관심분야] 레이더 신호처리, 레이더 시스템 등

#### 전 주 환



1980년 2월: 서강대학교 전자공학과 (공학사)  
 1984년 2월: Cornell University 전자공학과 (공학석사)  
 1989년 2월: Stanford University 전자공학과 (공학박사)  
 1992년 2월~현재: 한국과학기술원 전기 및 전자공학부 교수

[주 관심분야] Signal Processing for Wireless Communication, Signal Processing for Radar Systems, Detection and Estimation 등