

압축센싱 기반 SAR 영상 복원 가속화를 위한 랜덤 하이브리드 칩-센싱 행렬 구현

Random Hybrid Chirp Sensing Matrix Implementation for Fast Compressive Sensing SAR Processing

조휘정 · 천형일 · 반인모 · 이우경

Hwi-jeong Jo · Hyung-Il Chun · In-Mo Ban · Woo-Kyung Lee

요 약

압축센싱 이론의 기반은 신호의 산재성과 센싱행렬의 비간섭성이다. 랜덤 센싱 행렬식은 구성이 쉽고 재구성에 높은 확률이 보장되지만, 많은 계산량과 메모리를 필요로 하며, 압축센싱 가능 조건을 산술적으로 구하는 과정이 복잡하다. 결정 센싱 행렬식은 이러한 문제점을 해결할 수 있는 구조로, 특히 칩 센싱 행렬의 경우 빠른 재구성 또한 가능하게 한다. 하지만 대부분의 결정 센싱 행렬식은 랜덤 행렬식에 비해 내부의 상호 간섭이 증가하여 독립성이 약해지고 결과적으로 압축 센싱 알고리즘의 성능이 저하되는 문제가 발생한다. 본 논문은 기존 랜덤 센싱 행렬의 우수한 산재 신호 복원 성능과 결정 센싱 행렬식을 통한 신호처리 가속화 성능을 모두 획득 가능하게 하는 새로운 압축센싱 복원방법을 보여준다. 이를 통해 기존의 SAR 영상의 고질적 문제였던 방대한 데이터량 증가 문제를 해결하여 처리 속도 가속화에 기여하는 방법을 제안한다.

Abstract

Compressive sensing uses the sparsity of signals and the incoherence of sensing matrices. The use of random sensing matrices ensures an easy configuration and a high probability of reconstruction, but there is no optimum algorithm that can avoid the lengthy computation time and high memory consumption burden. Deterministic sensing matrix equations are known to mitigate these problems, and among others, chirp sensing matrices can help to achieve fast data recovery. However, most deterministic sensing matrices suffer from increased internal interference compared with that of random sensing matrix groups, and consequently result in degraded performance. In this paper, we propose a novel compressive sensing reconstruction method that enables the acquisition of excellent sparse signal reconstruction performance of existing random sensing matrices and signal processing acceleration performance through deterministic sensing matrices. Accordingly, we propose a method that contributes to the increase in the vast amount of data that has been a chronic problem with SAR(Synthetic Aperture Radar) images and the acceleration of the processing speed.

Key words: Compressive Sensing, Deterministic Sensing Matrix, Chirp Sensing Matrix, SAR

「본 논문은 방위사업청과 국방과학연구소의 재원으로 차세대 SAR 특화연구실의 지원을 받아 수행된 연구임.」

한국항공대학교 항공전자정보공학과(Department of Electronic and Information Engineering, Korea Aerospace University)

· Manuscript received October 1, 2021 ; Revised October 25, 2021 ; Accepted December 13, 2021. (ID No. 20211001-087)

· Corresponding Author: Woo-Kyung Lee (e-mail: wklee@kau.ac.kr)

I. 서 론

압축센싱 이론은 2000년대 이후 산재한 신호를 정확히 복원할 수 있는 다양한 조건들이 알려지면서 의료, 통신 및 레이더 분야에 다양하게 활용되어 왔다^[1]. 압축센싱은 Shannon-Nyquist 이론에 요구되는 것보다 훨씬 적은 양의 데이터로 신호와 영상의 획득이 가능한 접근방식이다. 또한 단순히 데이터량을 줄이는 것 외에도 복잡도로 인해 발생한 손실을 보상해주는 기능이 있다^[2].

압축센싱 이론의 기반은 신호의 산재성과 센싱행렬의 비간섭성이다. Donoho, Candes, Tao 등의 연구자들은 산재 신호의 효율적 획득을 위한 센싱 함수로서 i.i.d (independent identical distribution) 가우시안, 베르누이의 랜덤 센싱 행렬(random sensing matrix)들을 제안하였고, 이와 유사한 연구가 활발하게 수행되고 있다^[2]. 랜덤 센싱 행렬식은 구성이 쉽고 재구성에 높은 확률이 보장되지만, 몇 가지 단점이 있다^[3]. 먼저 많은 계산량과 메모리를 필요로 한다^[4]. 두 번째로 센싱 행렬식의 필수 요구 조건인 restricted isometry property(RIP) 조건을 검증하는 효율적인 알고리즘이 없어서 성능을 확인하기 어렵다^[5]. 결정 센싱 행렬식(deterministic sensing matrix)은 메모리 문제를 해결하며 빠르게 구현할 수 있는 구조로, 앞의 랜덤 센싱 행렬식의 단점을 보완할 수 있다^[6]. 특히 칩센싱 행렬식(chip sensing matrix)은 복잡도를 기존 방식 대비 데이터 길이에 대한 로그 스케일로 줄여서 빠른 재구성이 가능하게 한다^[7]. 대부분의 결정 센싱 행렬식은 랜덤 행렬식과 비교하여 상대적으로 각 행 함수간의 간섭이 증가하는 코히어런스(coherence) 성질을 가지고 있다^{[8][9]}. 따라서 기존의 칩 센싱 행렬식을 사용하면 처리 시간은 단축되지만, 행렬식 내부의 상호 간섭이 증가하여 독립성(orthogonality)이 약해지고 결과적으로 압축센싱 알고리즘의 성능이 저하되는 문제가 발생한다^{[8][10]}.

본 논문은 상기한 문제점을 해결하기 위해 기존의 칩센싱 행렬식의 상호 독립성을 증가시키기 위해 랜덤 위상과 변조를 곱해주는 것으로 발전시킨다. 최종적으로 랜덤 칩 기반의 센싱 행렬식이 기존의 랜덤 행렬식보다 계산량이 줄어서 데이터 처리시간이 감소하고, 데이터 희소율을 높여서 저장 공간을 감축하는 효과를 얻는다. 이러

한 효과는 통신, 의학, 영상 처리 등 모든 압축 센싱 데이터 처리 분야에 적용될 수 있다. 특히 대용량의 데이터 처리가 요구되어 실시간 영상 처리가 어려운 것으로 알려진 영상 레이더 분야에서 실시간 처리가 가능한 수준으로 높은 효율성을 기대할 수 있게 된다. SAR(synthetic aperture radar) 시스템은 칩 펄스를 사용하는 것이 일반적이므로 본 논문에서 제시하는 칩 기반의 센싱 행렬식이 적용되기에 적합한 활용 분야가 된다. 이를 바탕으로 본 논문에서는 기존의 SAR 영상의 고질적 문제였던 방대한 데이터 증가 및 처리 속도 문제를 해결하는 방법을 제안한다. 제시된 방법은 고해상도의 SAR 영상에서 표적을 실시간으로 추적하는데 높은 효과를 기대할 수 있다.

II. Hybrid Chirp Sensing Matrix

2-1 Compressive Sensing Theory

압축센싱 이론은 식 (1)과 같이 선형 방정식으로 구성된 시스템에서 주어진 관측 데이터보다 큰 크기의 원 데이터를 복구하는 방법을 제시한다. 원신호 x 은 산재성 조건을 만족해야 한다고 알려져 있으며, 압축센싱 이론은 다음의 등식을 찾는 것이 핵심이다.

$$y = Ax \quad (1)$$

식 (1)의 관측신호 y 는 산재한 신호 x 에 A 라는 행렬 (또는 변환)을 곱한 값으로 표현된다. 일반적으로 많은 신호들은 산재율이 높지 않고, 어떤 영역으로 변형을 시킴으로써 대부분의 값이 0이 되는 희소신호가 된다. 따라서 x 가 직접적으로 희소한 신호가 아닐 때에는 선형 변형과정이 필요한데, 이 과정은 식 (2)와 같이 나타낼 수 있다^[11].

$$x = Ts \quad (2)$$

예를 들어 신호 s 가 시간영역의 신호라면 T 는 푸리에 변환으로 보고, 벡터 x 는 주파수 영역에서 계수 벡터다.

즉, 식 (3)에서 볼 수 있듯이, 희소하게 변형된 원 신호 $x_{n \times 1}$ 와 센싱행렬 A 를 곱한 관측 신호 y 에 압축 센싱 복원 기법을 적용하여 원 신호와 유사한 신호를 복원한다^[5].

$$y_{m \times 1} = A_{m \times n} x_{n \times 1} (m \ll n) \quad (3)$$

압축센싱 이론의 핵심요소는 신호를 복원할 때의 압축 센싱 알고리즘과 $A_{m \times n}$ 에 해당하는 센싱 행렬식이다. 센싱 행렬식은 크게 랜덤 센싱 또는 결정 센싱 기반으로 분류되는데, 본 논문에서는 결정 센싱 행렬식 중에서도 첵 센싱 행렬식을 변형하여 기존의 문제점을 보완하는 새로운 방법을 제시한다.

2-2 RIP(Restricted Isometry Properties)

압축센싱 행렬식이 RIP 조건을 만족한다면 신호의 복원을 확신할 수 있게 된다^[4]. 따라서 첵 센싱 행렬식을 구성하기 위해서는 먼저 신호 복원성능 지표인 RIP 조건을 다음과 같이 고려해야 한다.

$$\forall x, \|Ax\|_1 = M, \\ (1 - \delta_M) \|x\|^2 \leq \|A_A x\|^2 \leq (1 + \delta_M) \|x\|^2 \quad (4)$$

$0 < \delta_M < 1$ 는 RIC(RIP constant)라고 불리는 상수이며, 이 상수가 0에 가까울 때 최소 신호 x 를 잘 복원할 수 있기에 RIP 조건이 의미를 가진다^{[11][12]}. A_A 는 A 행렬의 열 성분으로 만든 서브 행렬로, M 개의 0이 아닌 값을 갖는다^[13]. A_A 와 δ_M 은 산재율 및 행렬의 복원 성능을 결정하는 변수의 역할을 한다^[13].

코히어런스(coherence)는 결정행렬식에 대한 보다 실질적인 측정치다. 위 행렬식 A 의 열방향 요소를 a_1, a_2, \dots, a_n 이라고 했을 때, A 의 코히어런스는 다음과 같이 나타낼 수 있다^{[8][14]}.

$$\mu(A) = \max_{i \neq j} \frac{| \langle a_i, a_j \rangle |}{\|a_i\|_2 \cdot \|a_j\|_2} \quad (5)$$

코히어런스는 RIC와 근본적으로 관계가 있는데, 이는 다음의 식에서 볼 수 있다^[15].

$$\delta_M \leq (M-1)\mu \quad (6)$$

즉, 낮은 코히어런스를 가지는 행렬일수록 RIP조건을 잘 만족시키고, 높은 확률로 최소신호를 복원할 수 있다는 것을 알 수 있다^[14]. $A \in C^{m \times n}$, $m \leq n$ 인 행렬식의 최대 코히어런스 값의 하한선을 m 과 n 에 대한 식으로 나타낼 수 있다^[16]. 이는 설계된 센싱 행렬식을 평가하는데 유용하게 사용된다. Welch bound라고 불리는 코히어

런스의 하한선은 식 (7)과 같다^{[17][18]}.

$$\mu(A) \geq \sqrt{\frac{n-m}{m(n-1)}} \quad (7)$$

첵센싱의 경우 $n = m^2$, 즉 코히어런스의 하한선은 약 $\frac{1}{\sqrt{m}}$ 로 n, m 의 차이가 크지 않은 행렬식에 비해 높은 편이다.

대부분의 결정 센싱 행렬식은 랜덤 센싱 행렬식과 비교하여 상대적으로 각 행 함수간의 간섭, 즉 식 (5)의 코히어런스가 증가하는 성질을 가지고 있고, 이는 식 (4)의 δ_M 을 높여 복원성능을 떨어뜨린다. 따라서 본 논문에서는 기존의 결정 센싱 행렬식에 stokstochastic한 성질을 추가하여 행렬식 내부의 상호 간섭을 줄이고, 코히어런스를 낮추는데 중점을 두었다. 이 과정은 식 (4)의 RIP 조건의 제한을 완화시켜 복원성능을 높일 수 있을 것이라 기대되며, III에서 실험적으로 검증했다.

2-3 첵 센싱 행렬

첵 센싱 행렬식은 결정 센싱 행렬식 중 하나로, 행렬의 열 부분을 여러 개의 첵으로 나누어 생성함으로써 계산의 복잡성을 줄여 빠른 재구성을 돕는다. 첵 센싱 행렬식을 사용하여 신호를 복원하는 과정을 CC-CS(chirp code compressive sensing)라고 부르며, 이는 표적에 대한 정보를 효율적으로 압축 전달할 수 있어 오랫동안 레이다 분야에서 활용되어 왔다. 본 논문에서는 기존 알려진 첵 기반 센싱 행렬식에 잡음 성분을 결합하여 진보된 특성을 획득한다.

첵 센싱 행렬식은 행렬의 각 열에 임의로 생성된 복수의 첵을 저장하여 생성한다. 첵 센싱 행렬식 A 의 길이는 소수(prime)로 정의된 K 이고^[19], 크기는 $K \times K^2$ 이며 식(8)과 같이 나타낼 수 있다.

$$A_{K \times K^2} = [v_0, v_1, \dots, v_k, \dots, v_{K^2-1}] \quad (8)$$

v_k 는 첵 센싱 행렬식 A 의 $(k+1)$ 열에 해당하는 벡터로 인덱스 k 는 아래와 같이 나타낸다^[13].

$$k = Kr + m, \quad m, r \in Z_K \quad (9)$$

r 과 m 은 각각 칩 코드의 칩 변조율(chirp rate)과 기저 주파수(base frequency)이며, $Z_K = \{0, 1, 2, \dots, K-1\}$ 의 범위를 가진다. 칩센싱 기반 압축센싱은 m 과 r 을 매개 변수로 채택하며, 산재 벡터를 복원하여 해를 갖는 조건은 행렬 크기 K 가 소수로 정의되는 것이다^[19]. 이 때 A 의 열 벡터인 v 는 식 (10)과 같이 생성된다^[13].

$$v_{m,r}(l) = e^{j2\pi \frac{ml}{K} + j2\pi \frac{r l^2}{K}}, \quad m, r, l \in Z_K \quad (10)$$

l 은 칩 코드의 벡터요소 인덱스(index)다. 예를 들어 K 가 17이면 v_3 은 $v_{m=3,r=0}(l)$, v_{26} 은 $v_{m=9,r=1}(l)$ 으로 나타낼 수 있다. 식 (11) 및 식 (12)는 각각 회소 신호 벡터와 관측된 신호다.

$$x = [x_1, x_2, \dots, x_K]^T \quad (11)$$

$$y = [y_1, \dots, y_l, \dots, y_K]^T \quad (12)$$

이 때 회소신호 벡터 x 와 칩 센싱 행렬 A 의 곱으로 압축된 관측신호 y 는 다음과 같다^[13].

$$y_l = x_1 \exp\left(j2\pi \frac{m_1}{K} l + j2\pi \frac{r_1}{K} l^2\right) + x_2 \exp\left(j2\pi \frac{m_2}{K} l + j2\pi \frac{r_2}{K} l^2\right) + \dots + x_K \exp\left(j2\pi \frac{m_K}{K} l + j2\pi \frac{r_K}{K} l^2\right) \quad (13)$$

하이브리드 칩 센싱 행렬식을 사용하여 관측신호를 만든 후, 원래 신호를 복원하는 과정은 크게 칩 변조율(r_i), 초기 주파수(m_i), 원 신호(x_i)를 순서대로 찾는 것으로 이루어져 있다. CTs는 cross-terms이며^[13], 칩 변조율 r_i 는 식 (14)의 f_l 로부터 찾을 수 있다.

$$f_l = \bar{y}_l y_{l+T} = |x_1|^2 e^{j2\pi \frac{l(m_1 T + r_1 T)}{K}} e^{j2\pi \frac{(2r_1 l T)}{K}} + |x_2|^2 e^{j2\pi \frac{l(m_2 T + r_2 T)}{K}} e^{j2\pi \frac{(2r_2 l T)}{K}} + \dots + CTs \quad (14)$$

f_l 은 FFT(fast Fourier transform)를 통해 $\frac{2r_i T}{K}$ 의 주파수 성분을 가지며, $\frac{2r_i T}{K}$ 와 r_i 사이에는 일대일 대응 관계의 전담함수(bijection)가 존재한다^[13]. K 가 소수라면 $\frac{2r_i T}{K}$ 는 실제로 $\frac{2r_i T \bmod K}{K}$ 와 같기 때문에, $\{r_i \mid r_i \in Z_K\}$ 와

$\left\{ \frac{2r_i T \bmod K}{K} \mid r_i \in Z_K \right\}$ 사이에도 전담함수가 존재한다^[13]. 따라서 r_i 를 구할 수 있다. 칩 변조율을 얻고, 신호 y_l 에 $e^{-j2\pi \frac{r_i l^2}{K}}$ 을 곱하여 디처핑(dechirping)하면 고속 푸리에 변환을 통해 m_i , x_i 를 구할 수 있으며^[19], 신호를 복구할 수 있다.

RIP 조건을 대입하면 칩센싱 행렬식의 길이가 K 로 주어질 때 복원가능한 산재 성분의 크기 M 은 다음과 같이 결정됨을 보일 수 있다고 알려져 있다^{[19],[20],[21]}.

$$M < \frac{\sqrt{K}+1}{2} \quad (15)$$

$$K > (2M-1)^2 \quad (16)$$

이는 M 의 상한선과 K 의 하한선을 보여주며, 이를 만족시킨 칩 센싱 행렬식을 설계하면 높은 확률로 신호 복원을 수행할 수 있다. 다만 복원 가능한 산재 성분의 크기가 K 의 제곱근에 비례한다는 제약이 있다.

식 (15) 및 식 (16)은 데이터 길이가 소수 N 인 칩 신호에 대하여 칩-푸리에 변환을 하면 결과의 최대값 대비 사이드로브가 $1/\sqrt{N}$ 을 넘지 않는 성질과 관계가 있다^[21]. 본 논문에서는 칩-푸리에 변환식의 선형성을 변형한 비선형-칩 푸리에 변환을 도입하여 칩푸리에 변환의 사이드로브를 낮추고, 이를 통해 식 (15)로 표현되는 산재도의 제한을 완화시키는 알고리즘을 제안한다. 이를 위해 선형 칩 변화율을 갖는 칩센싱 행렬식의 성분의 위상과 크기의 변화율에 랜덤 특성을 인가하여 행렬 성분간의 독립성을 높이하고자 한다.

2.4 하이브리드 CC-CS (Chirp Code Compressive Sensing)

본 논문에서 제안하는 랜덤 기반의 칩 센싱 행렬식은 기존의 칩 센싱 행렬식과 스토캐스틱(stochastic) 기반 랜덤 신호의 하다마드(hadamard) 곱(\odot)으로 구현된다. 랜덤 신호를 사용함으로써 기존의 칩 센싱 행렬식보다 행렬식 내부에서의 직교성(orthogonality)을 높여주고 이는 압축 센싱의 복원 능력을 개선하는데 기여한다.

그림 1에서 관측된 신호 x 를 랜덤 칩 센싱 행렬식을 사용하여 압축된 신호 y 로 변형하는 과정을 볼 수 있다. 스토캐스틱 신호는 랜덤 진폭(a_l)과 랜덤 위상(θ_l)으로 구

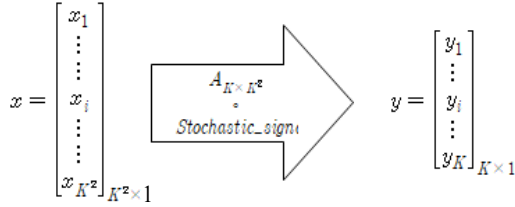


그림 1. 하이브리드 첵 센싱 행렬식을 통한 신호 압축 과정

Fig. 1. The process of signal compression through the hybrid chirp sensing matrix.

성된 복소 신호의 집합이다. 랜덤 진폭 a_l 은 원신호의 최대 진폭에 가중치 a 를 곱한 값을 평균으로 하고 가중치 b 를 최대 진폭 변이로 하는 스토캐스틱 함수이다. 랜덤 위상 θ_l 은 가중치 c 를 최대 변이로 갖는 스토캐스틱 함수이다.

하이브리드 첵 센싱 행렬식의 구조는 식 (17)과 같고, 이 때 각 열은 랜덤 진폭과 위상을 결합하여 식 (18)과 같이 생성했다.

$$A_{K \times K^2} = [v_0, v_1, \dots, v_k, \dots, v_{K^2-1}] \quad (17)$$

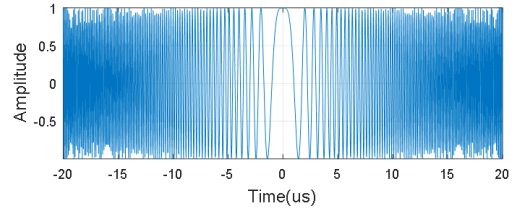
$$v_{m,r}(l) = a_l e^{j2\pi \frac{ml}{K} + j2\pi \frac{rl^2}{K} + \theta_l}, \quad m, r, l \in Z_K \quad (18)$$

회소 신호 벡터와 관측된 신호가 식 (11) 및 식 (12)의 형식일 때, 관측신호는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$y_l = a_l x_1 \exp\left(j2\pi \frac{m_1}{K} l + j2\pi \frac{r_1}{K} l^2 + \theta_l\right) + a_l x_2 \exp\left(j2\pi \frac{m_2}{K} l + j2\pi \frac{r_2}{K} l^2 + \theta_l\right) + \dots + a_l x_K \exp\left(j2\pi \frac{m_K}{K} l + j2\pi \frac{r_K}{K} l^2 + \theta_l\right) \quad (19)$$

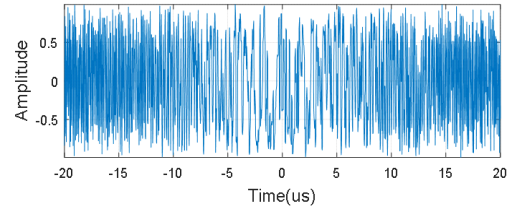
본 논문에서 제안하는 센싱 행렬식은 첵 센싱 행렬식을 기저대역으로 하며, 랜덤 진폭 및 위상 천이의 영향으로 변형된 랜덤 행렬식을 조합하여 부분적인 잡음이 포함된 하이브리드 랜덤 센싱 행렬식으로 구성된다. 이러한 랜덤 신호와의 결합은 압축센싱 알고리즘에 입력되는 산재 신호간의 비간섭성 즉 상호 독립성을 높여주며 결과적으로 복원 성능에 긍정적 영향을 준다.

그림 2(a)는 첵 센싱 행렬식 성분 함수이고, 그림 2(b)는 그림 2(a)를 기저 신호로 하여 랜덤한 성질을 추가한



(a) 첵 센싱 행렬식 파형

(a) Chirp sensing determined waveform



(b) 랜덤 위상 변조가 적용된 하이브리드 첵 센싱 행렬식 파형
(b) Hybrid chirp sensing matrix waveform with random phase modulation

그림 2. 랜덤 위상 변조 기반의 첵 센싱 행렬식

Fig. 2. Random phase modulation-based chirp sensing matrix.

랜덤 위상 신호 변조가 적용된 첵 센싱 행렬식 성분 함수를 보인다. 그림 2(b)의 경우 스토캐스틱 신호의 효과로 신호 특성이 불규칙해지고, 잡음과 유사해짐으로써 상호 독립성이 증가한다.

하이브리드 CC-CS는 크게 신호 압축, 복원과정으로 이루어지며, 그림 3에서 볼 수 있다. 먼저 크기가 $K \times K^2$ 인 첵 센싱 행렬식을 생성하고, 랜덤 위상(θ_l) 및 진폭(a_l)의 성질을 가진 스토캐스틱 신호와 곱(·)하여 하이브리드 첵 센싱 행렬식을 생성한다. 생성된 하이브리드 첵 센싱 행렬식으로 압축된 신호를 복원하는데, 복원과정은 기존의 CC-CS와 유사하다. 단, 디처핑 과정에서 신호 y_l 에

$a_l e^{-j2\pi \frac{rl^2}{K} + \theta_l}$ 을 곱한다는 점에서 차이가 있다. ‘Recovery process’에 해당하는 복원 알고리즘은 M 번 반복이 끝나거나 y_l 의 에너지가 ϵ 보다 커지면 종료된다^[19]. M 은 최대 반복 횟수로, ϵ 은 복원과정의 오류를 줄이기 위해 y_l 의 에너지, 즉 y_l 의 norm-2의 한계 값으로 설정한 값이다^[13].

본 논문에서 제안하는 복원방법은 기존 첵 센싱 행렬식 사용의 제한 요소를 완화하고 성능을 개선한다. 이를 위해 $K \times K^2$ 크기의 선형 주파수 변조 형태로 길이를 자

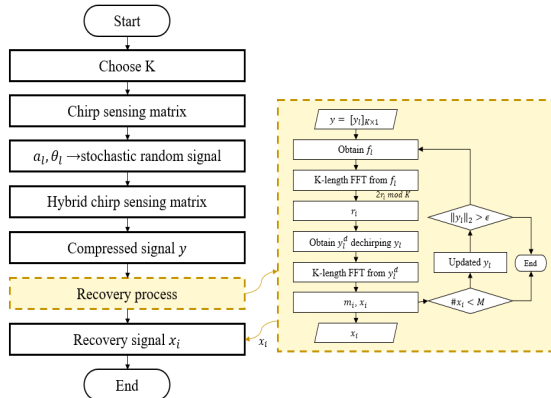


그림 3. 하이브리드 CC-CS 과정

Fig. 3. Hybrid CC-CS processing block diagram.

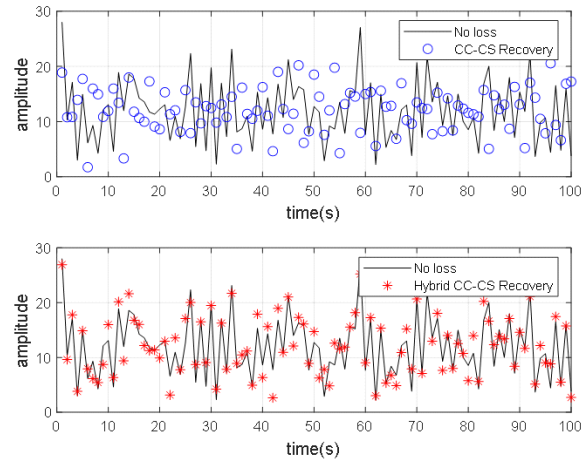
유롭게 변형 가능하며, 랜덤 진폭과 위상의 조절을 통해 스토캐스틱 신호의 영향을 가변적으로 조절하여 성능을 개선한다.

III. 모의실험

3-1 하이브리드 CC-CS 복원성능

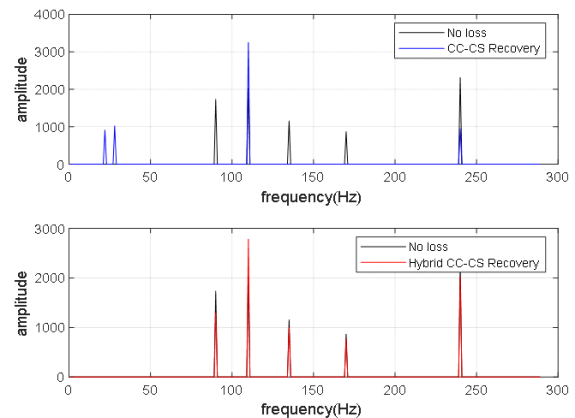
제안된 하이브리드 칩 센싱 행렬식의 복원성능을 확인하기 위하여, 기존의 방법과 제안된 방법으로 표적을 복원하여 비교한다. 모의실험 과정에서 주파수가 다른 5개의 신호를 합하여 임의의 신호를 생성하였고, 주파수 영역에서의 계수를 표적이라 가정하여 복원했다. 행렬식의 길이가 되는 K 는 17로 설정했다. 기존 방식과의 성능 차이를 정량적으로 분석하기 위해 표적 데이터만을 고려하고 신호의 잡음 지수는 매우 낮다고 가정하였다.

그림 4는 기존의 방법, 본 논문에서 고안된 방법으로 복원 후 성능 차이를 보여준다. 그림 4(a)와 그림 4(b)는 두 방법으로 복원했을 때의 결과를 각각 시간 영역과 주파수 영역에서 보인다. 그림 4의 그래프들에 실선으로 나타난 신호는 처리 전, 즉 손실되기 전의 신호에 해당하며, 그림 4(a)와 그림 4(b) 각각의 첫 번째 그래프는 기존의 CC-CS를 통해 복원한 결과고, 두 번째 그래프는 하이브리드 CC-CS를 통해 복원한 결과다. 기존 칩센싱 방식에서는 산재 데이터가 증가하면서 데이터 복원 오류가 발생하였으나 하이브리드 CC-CS 방식에서는 원래의 표적



(a) 시간 영역에서의 복원성능 비교

(a) Comparison of recovery performance in time domain



(b) 주파수 영역에서의 복원성능 비교

(b) Comparison of recovery performance in frequency domain

그림 4. 하이브리드 칩 센싱 행렬식을 통한 복원성능의 우수성

Fig. 4. Excellence of recovery performance through the hybrid chip sensing matrix.

데이터와 정확하게 일치되도록 복원되어 기존 방식의 산재율 제약을 성공적으로 극복함을 확인하였다.

3-2 하이브리드 CC-CS 복원성능 최적화

기존의 칩센싱 행렬식은 일정한 규칙의 위상 패턴식을 사용하므로 표적의 산재도 환경이 나빠질 경우, 탐지 성능이 급격히 저하되는 단점이 있다. 하이브리드 칩 센싱

행렬식은 진폭과 위상 변화의 범위를 임의로 조절하여 잡음에 대한 내구성이 강화되고, 이에 따라 산재 표적의 증가에도 대처하기 용이하다. 그림 5는 표적의 수가 증가하면서 대상 표적의 산재도가 나빠질 때 칩 센싱과 하이브리드 칩 센싱의 복원성능을 비교한 결과이다.

본 시뮬레이션에서 $K=17$ 로, 칩 센싱 행렬식의 복원에서의 표적 개수 상한선은 식 (15)에서 2~3개인 것을 알 수 있다. 그림 5에서 기존 칩 센싱 방식은 표적이 복원에 요구되는 2~3개보다 많아질 때 회소성이 낮아지면서 복원성능이 저하되는 반면, 하이브리드 칩 센싱 기반의 복원은 높은 성능을 유지한다. 이는 기존의 칩 센싱 행렬식에 랜덤한 성질을 더하면서 식 (5)의 코히어런스가 낮아지고, RIP 조건의 제한이 완화되어 복원을 위해 요구되는 표적의 기준이 완화된, 즉 복원성능이 좋아진 것을 증명한다.

하이브리드 칩센싱은 랜덤 진폭과 위상을 가변적으로 조절하여 복원성능을 최적화 시킬 수 있다. 식 (19)의 압축된 신호에서 랜덤 진폭과 랜덤 위상을 조절하면 그림 6과 같은 결과를 얻을 수 있다. 랜덤 진폭과 위상을 조절했을 때 각각의 복원성능(MSE) 값은 객관적인 비교를 위해 100번 측정하여 평균을 낸 값이며, 조절에 따른 복원 성능 결과에 상이한 것을 볼 수 있다. 본 연구에서는 랜덤 진폭을 랜덤한 수에 특정 값을 곱하고 더해서 가변적으로 조절할 수 있도록 설정했다. 그림 6(a)는 랜덤 진폭과 위상의 범위를 지정하는 계수 a , b 의 값을 조정하여 복원성능이 최고가 되는 영역을 찾는 과정이다. $a=0.9$, $b=0.4$

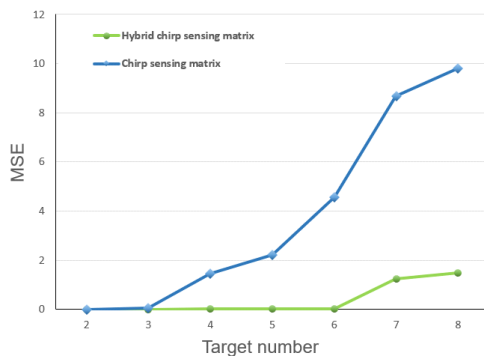
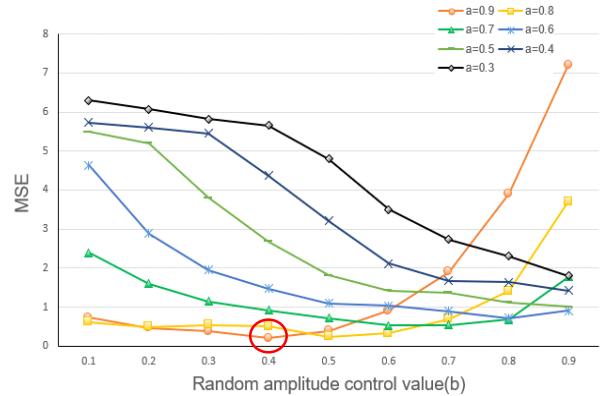
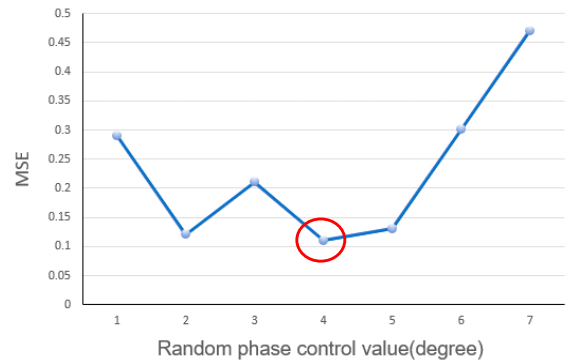


그림 5. 표적의 개수에 따른 복원성능 비교
Fig. 5. Comparison of recovery performance according to the number of targets.



(a) 랜덤 진폭 조절에 따른 복원성능

(a) Recovery performance according to random amplitude adjustment



(b) 랜덤 위상 조절에 따른 복원성능

(b) Recovery performance according to random phase adjustment

그림 6. 랜덤진폭, 위상 조절에 따른 복원성능

Fig. 6. Recovery performance according to random amplitude, phase adjustment.

에서 MSE가 최저가 됨을 확인할 수 있다. 랜덤 위상 또한 가변적인 조절을 위해 가중치 c 를 더하게 되는데, 더해진 값에 따른 결과는 그림 6(b)의 그래프를 통해 확인할 수 있다. 앞의 결과들은 랜덤 위상과 진폭의 값에 따라 식 (5)의 코히어런스가 달라진 결과로 판단되며, 따라서 이들의 가변적 조절을 통해 복원성능을 향상시킬 수 있음을 확인했다.

그림 7은 위에서 랜덤 진폭과 위상에 따른 복원성능이 최적화 되도록 조절한 결과를 보여준다. 복원 성능은 대상이 되는 산재 표적의 분포에 따라서 영향을 받으며 따라서 표적 획득 시나리오에 따라 랜덤 진폭과 위상을 가변적으로 조절하여 성능 향상을 기대할 수 있다.

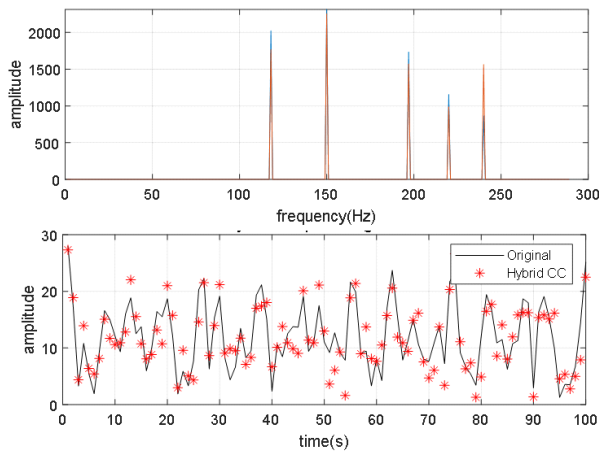


그림 7. 랜덤 위상 및 진폭 최적화에 따른 복원성능
Fig. 7. Recovery performance by the optimized random phase and amplitude.

IV. SAR 모의실험

본 논문에서 제안된 행렬식은 첩 신호를 사용하는 모든 레이더 시스템에 적용할 수 있으며, 특히 SAR 영상 시스템에서 높은 효율성을 갖는다.

하이브리드 센싱 행렬식을 적용한 SAR 압축 센싱 모의실험을 구현한다. 그림 9는 SAR 데이터의 영상 처리 과정에 제안된 방법을 적용하여 신호를 복원하는 과정이다. SAR 영상의 경우, 데이터량이 방대하기 때문에 원시 데이터를 그대로 사용한다면 저장 용량이 증가하는 문제가 발생한다. 따라서 그림 8과 같이 수신된 신호의 샘플링을 랜덤하게 하여 희소한 신호로 만들고, 제안된 방법으로 신호를 복원하게 된다. 즉, 하이브리드 CC-CS는 원 데이터보다 훨씬 적은 양으로 샘플링된 데이터를 복원해

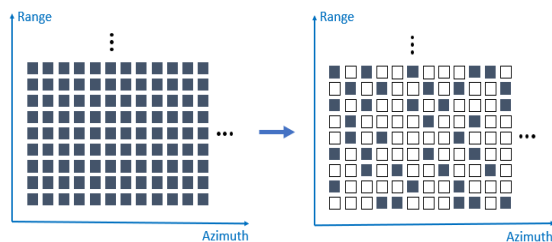


그림 8. SAR 수신신호 sub-nyquist 랜덤 샘플링
Fig. 8. Sub-nyquist random sampling of SAR received signal.

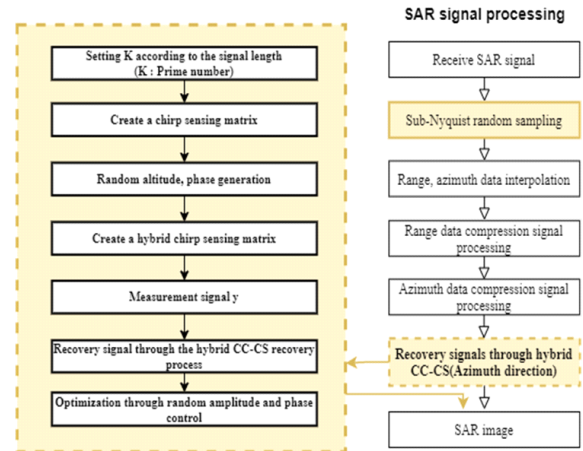
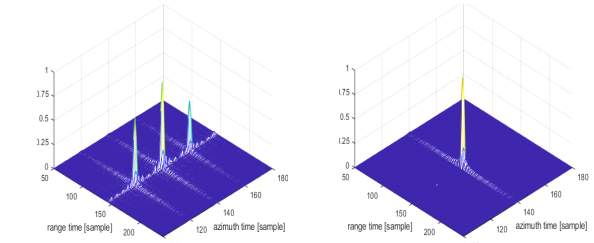


그림 9. 하이브리드 첩 행렬식 적용 SAR 영상처리 블록도
Fig. 9. The SAR image processing block applied with hybrid chirp matrix.

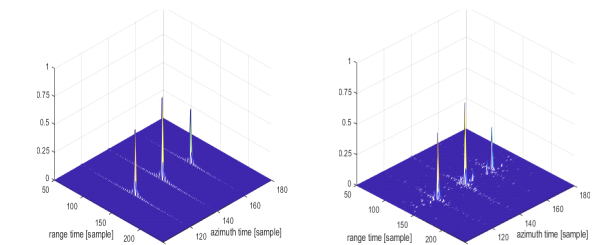
내는 것에서 데이터 압축의 의미를 가진다. 또한 알려져 있는 센싱 행렬식으로는 다양한 SAR 표적 데이터의 변화에 따른 알고리즘의 변화를 주기 어렵다. 본 논문에서는 SAR 표적 데이터의 특성에 따라 센싱 행렬식의 랜덤 변조율을 변화시켜 최적의 성능을 도출할 수 있다.

그림 10 및 그림 11은 크기가 $289 \times 289 (17^2 \times 17^2)$ 인 데이터를 그림 9의 과정으로 처리한 결과다. 압축 및 복원 과정에는 기존의 CC-CS, 본 논문에서 제시하는 하이브리드 CC-CS, 그리고 BP(basis pursuit), OMP(orthogonal matching pursuit)를 사용하였다. 또한 각 압축센싱 시나리오 모두 동일하게 수신신호의 6 %만 랜덤하게 샘플링하였고, 복원과정은 방위방향으로만 진행했다. 본 시뮬레이션에서 BP, OMP를 적용한 SAR 영상처리 과정은 그림 9와 동일한 과정에서 ‘하이브리드 CC-CS를 통한 신호 복원’과정만 대체했다. 대체된 과정에서는 랜덤 센싱 행렬식을 사용하여 관측신호 y 를 생성하고, 생성된 신호 y 에 BP, OMP 각각의 복원 알고리즘을 사용하여 신호를 복원한다^[22]. 모의실험에서의 변수는 표 1과 같다.

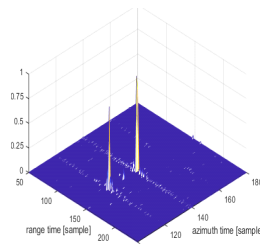
그림 10(a)는 무손실 RDA처리 과정을 통해 얻은 표적이고, 그림 10(b)와 그림 10(c)는 각각 CC-CS, 하이브리드 CC-CS를, 그림 10(d)와 그림 10(e)는 압축센싱 알고리즘 중 BP, OMP를 사용해 복원한 표적이다. 그림 11은 그림 10의 결과를 점표적으로 본 그래프로, 복원 결과를 좀 더



(a) 무손실 데이터 처리 SAR 모의실험
(a) Lossless data processing SAR simulation
(b) CC-CS를 통해 복원
(b) Recovery through CC-CS



(c) 하이브리드 CC-CS를 통해 복원
(c) Recovery through hybrid CC-CS
(d) BP를 통해 복원
(d) Recovery through BP

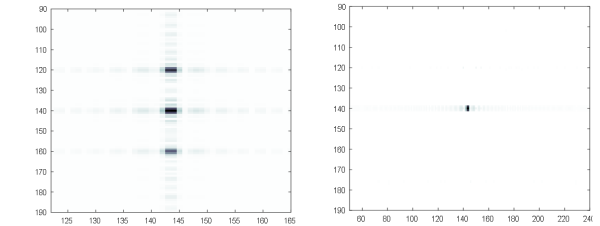


(e) OMP를 통해 복원
(e) Recovery through OMP

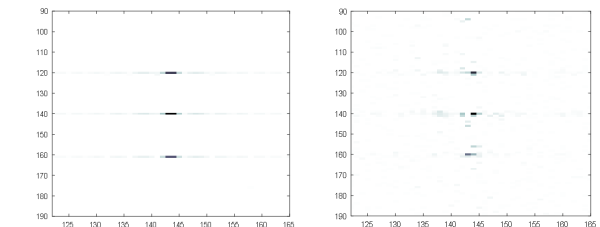
그림 10. SAR 영상처리 복원성능 비교(2D)
Fig. 10. Comparison of SAR image processing recovery performance(2D).

명확하게 비교할 수 있다.

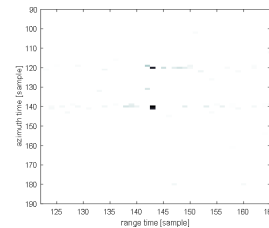
기존의 CC-CS를 사용해 복원한 그림 11(b)는 표적 3개 중 하나만을 복원하였다. 이는 식 (4) 및 식 (5)를 참고했을 때, 요구되는 표적 개수의 상한선이 3개보다 작아, 첼-센싱 행렬식이 RIP면에서 복원성능이 떨어지기 때문이라 판단된다. BP 알고리즘을 사용해 복원한 그림 11(d)는 표적을 모두 복원해 냈지만 방위방향으로의 부엽을 제거하지 못했으며, 표 2에서 속도가 느린 것을 확인할 수 있다.



(a) 무손실 데이터 처리 SAR 영상
(a) Lossless data processing SAR image
(b) CC-CS를 통해 복원
(b) Recovery through CC-CS



(c) Hybrid CC-CS를 통해 복원
(c) Recovery through hybrid CC-CS
(d) BP를 통해 복원
(d) Recovery through BP



(e) OMP를 통해 복원
(e) Recovery through OMP

그림 11. SAR 영상처리 복원성능 비교(1D)

Fig. 11. Comparison of SAR image processing recovery performance(1D).

그림 11(e)의 OMP 알고리즘의 경우에는 두 개의 표적을 복원했으며, BP와 마찬가지로 부엽을 확실히 제거하지 못한 것을 볼 수 있다. 그림 11(c)의 하이브리드 CC-CS의 경우 표적의 위치를 정확하게 복원하면서도 하이브리드 행렬식의 상호 독립성이 증가하여 영상의 부엽신호도 억제하는 효과를 얻는다.

기존의 압축센싱 알고리즘은 복원 과정에서 시간이 급속하게 증가하여 실시간 처리가 불가하였으나 하이브리드 방식은 높은 압축율로 처리 시간을 크게 감소시킨다.

표 1. SAR 모의실험 변수

Table 1. SAR simulation parameters.

Parameter	Value
Bandwidth	60 MHz
Center frequency	5.3 GHz
Payload velocity	150 m/s
PRF	150 Hz
Sampling rate	70 Ms
No. of targets	3
Slant range	20 km

표 2는 일반적인 RDA SAR 신호처리와의 비교를 연산 시간을 통하여 수행했다. 첵 센싱 기반 알고리즘은 가장 빠른 처리 속도를 보이지만, 표적 복원에 실패하였다. 반면 본 논문에서 제시한 하이브리드 첵 행렬로 복원할 경우, 무손실 RDA 데이터 처리 영상과 유사한 복원 시간을 가지면서도 높은 압축율로 영상을 복원하였다. OMP 방식도 빠른 처리 시간을 보이지만 표적 복원은 실패하였으며 BP 방식은 표적 영상 복원에는 성공하였으나 무손실 처리와 비교하여 20배의 시간 지연이 발생하였다.

위의 모의실험은 신호의 희소율이 충분히 높다는 가정 하에 진행되었고, 결과적으로 본 논문이 제안하는 방법이 복원성능, 처리시간에서 기존의 방법들에 비해 뛰어나다는 것을 보여준다. 뿐만 아니라 제안된 방법으로서의 복원은 샘플링 데이터를 K 에 비례하여 낮출 수 있으며, 제시된 시나리오에서는 수신신호의 6%($K=17$)만으로도 신호를 정확히 복원해냈기 때문에, 소형 경량 시스템에서 요구되는 높은 저장 용량 효율성을 갖추는데 기여한다.

표 2. 압축센싱 알고리즘 성능 비교

Table 1. Compressive sensing.

CS algorithm	Time (s)	Target recovery
RDA(no loss)	0.1	Success
CC-CS	0.24	Fail
Hybrid CC-CS	0.36	Success
BP	2.6	Success
OMP	0.48	Fail

V. 결 론

본 논문에서는 산재된 표적 데이터에 대한 SAR 영상 신호처리에 사용하는 압축센싱 알고리즘의 성능을 최적화하는 방안을 제시하였다. 기존의 SAR 압축센싱 알고리즘의 한계로 지적되는 시간 지연 문제를 해결하기 위해 첵센싱 기반의 새로운 결정 행렬식을 설계하였으며, 이를 SAR 영상처리에 적용한 새로운 압축센싱 복원 방법을 제안하였다. 희소율이 충분히 높다는 조건 하에 모의실험 및 SAR 영상에 제안된 방법을 적용했고, 랜덤 센싱 행렬의 산재 신호 복원성능 우수성과 결정 센싱 행렬식의 신호처리 가속화 성능을 모두 가짐을 확인했다. 또한 기존의 압축센싱 방식과 비교하여 연산 시간 및 데이터 복원성능의 우수성을 검증하였다. 이를 바탕으로 기존의 SAR 영상에 적용되는 압축센싱 알고리즘의 고질적 문제였던 방대한 데이터량의 증가와 처리속도 가속화 문제를 동시에 해결할 수 있음을 보였다.

본 연구에서 제안된 알고리즘은 표적 영상의 산재도가 높은 SAR영상에서 우수한 성능을 보장하며, 향후 이동 표적의 실시간 감시 정찰 및 고정 표적의 변화 탐지 등 군사적 SAR 영상에 적용되어 SAR 운용의 효율성을 높이는데 기여할 수 있을 것이다.

References

- [1] H. Boche, G. Caire, R. Calderbank, G. Kutyniok, R. Mathar, and P. Petersen, *Compressed Sensing and Its Applications: Third International MATHEON Conference 2017*, New York, NY, Springer, 2015.
- [2] Y. Tsaig, D. L. Donoho, "Extensions of compressed sensing," *Signal Processing*, vol. 86, no. 3, pp. 549-571, 2006.
- [3] Y. V. Parkale, S. L. Nalbalwar, "Sensing matrices in compressed sensing," *Computing in Engineering and Technology*, Singapore, Springer, pp. 113-123, 2019.
- [4] X. Wang, J. Zhang, and G. Ge, "Deterministic convolutional compressed sensing matrices," *Finite Fields and Their Applications*, vol. 42, pp. 102-117, 2016.
- [5] Q. Xu, Z. Sheng, Y. Fang, and L. Zhang, "Measurement

- matrix optimization for compressed sensing system with constructed dictionary via Takenaka-Malmquist functions," *Sensors*, vol. 21, no. 4, p. 1229, Feb. 2021.
- [6] S. Li, F. Gao, G. Ge and S. Zhang, "Deterministic construction of compressed sensing matrices via algebraic curves," *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 58, no. 8, pp. 5035-5041, Aug. 2012.
- [7] T. L. N. Nguyen, Y. Shin, "Deterministic sensing matrices in compressive sensing: A survey," *The Scientific World Journal* 2013, p. 192795, 2013.
- [8] Z. Gu, Z. Zhou, Y. Yang, A. R. Adhikary, and X. Cai, "Deterministic compressed sensing matrices from sequences with optimal correlation," *IEEE Access*, pp. 16704-16710, vol. 7, pp. 16704-16710, Jul. 2019.
- [9] A. Amini, F. Marvasti, "Deterministic construction of binary bipolar and ternary compressed sensing matrices," *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 57, no. 4, pp. 2360-2370, Apr. 2011.
- [10] J. Liu, M. Mallick, F. Lian, C. Z. Han, M. X. Sheng, and X. H. Yao, "General similar sensing matrix pursuit: An efficient and rigorous reconstruction algorithm to cope with deterministic sensing matrix with high coherence," *Signal Processing*, vol. 114, pp. 150-163, 2015.
- [11] H. N. Lee, S. J. Park, and S. C. Park, "Introduction to compressive sensing" *The Magazine of the IEIE*, vol. 38, no. 1, pp. 19-30, p. 12, 2011.
- [12] A. Ravelomanantsoa, H. Rabah, "Compressed sensing: A simple deterministic measurement matrix and a fast recovery algorithm," *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 64, no. 12, pp. 3405-3413, Dec. 2015.
- [13] M. Khosravy, N. Gupta, N. Patel, and C. A. Duque, *Deterministic Compressive Sensing by Chirp Codes: A Descriptive Tutorial*, Cambridge, MA, Academic Press, pp. 111-124, 2020.
- [14] R. R. Naidu, P. Jampana, and C. S. Sastry, "Deterministic compressed sensing matrices: Construction via euler squares and applications," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 64, no. 14, pp. 3566-3575, Jul. 2016.
- [15] S. Foucart, H. Rauhut, *A Mathematical Introduction to Compressive Sensing*, Berlin, Springer-Verlag, 2013.
- [16] N. Y. Yu, "Deterministic compressed sensing matrices from multiplicative character sequences," in *2011 45th Annual Conference on Information Sciences and Systems*, Baltimore, MD, 2011, pp. 1-5.
- [17] R. Obermeier, J. A. Martinez-Lorenzo, "Sensing matrix design via mutual coherence minimization for electromagnetic compressive imaging applications," *IEEE Transactions on Computational Imaging*, vol. 3, no. 2, pp. 217-229, Jun. 2017.
- [18] L. Welch, "Lower bounds on the maximum cross correlation of signals(Corresp.)," *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. IT-20, no. 3, pp. 397-399, May 1974.
- [19] L. Applebaum, S. D. Howard, S. Searle, and R. Calderbank, "Chirp sensing codes: Deterministic compressed sensing measurements for fast recovery," *Applied and Computational Harmonic Analysis*, vol. 26, no. 2, pp. 283-290, Mar. 2009.
- [20] D. L. Donoho, M. Elad, "Optimally sparse representation in general(nonorthogonal) dictionaries via L1 minimization," in *Proceedings of the National Academy of Sciences*, Mar. 2003, vol. 100, no. 5, pp. 2197-2202.
- [21] R. A. DeVore, "Deterministic constructions of compressed sensing matrices," *Journal of Complexity*, vol. 23, no. 4-6, pp. 918-925, Aug.-Dec. 2007.
- [22] J. A. Tropp, A. C. Gilbert, "Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit," *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 53, no. 12, pp. 4655-4666, Dec. 2007.

조 휘 정 [한국항공대학교/석사과정]

<https://orcid.org/0000-0002-2468-983X>



2020년 2월: 경상대학교 기계항공정보융
합공학부 (공학사)

2020년 3월 ~ 현재: 한국항공대학교 항공
전자정보공학과 석사과정
[주 관심분야 SAR 신호처리]

반 인 모 [한국항공대학교/석사과정]

<https://orcid.org/0000-0001-9459-7511>



2020년 2월: 한국항공대학교 항공전자정
보공학과 (공학사)

2021년 3월 ~ 현재: 한국항공대학교 항공
전자정보공학과 석사과정
[주 관심분야 SAR 신호처리, 비디오 SAR]

천 형 일 [한국항공대학교/석사과정]

<https://orcid.org/0000-0003-4134-4144>



2019년 2월: 목원대학교 정보통신공학과
(공학사)

2019년 3월 ~ 현재: 한국항공대학교 항공
전자정보공학과 석사과정
[주 관심분야 레이더 신호처리]

이 우 경 [한국항공대학교/교수]

<https://orcid.org/0000-0003-2092-2048>



1994년 2월: 한국과학기술원 전기 및 전자
공학과(공학사)

1996년 2월: 한국과학기술원 전기 및 전자
공학과(공학석사)

1999년 12월: 런던대학교(UCL) 전기전자
공학과(공학박사)

1999년 10월 ~ 2002년 12월: 한국과학기술

원 인공위성센터 연구교수

2003년 1월 ~ 2004년 8월: 삼성종합기술원 책임연구원

2004년 9월 ~ 현재: 한국항공대학교 항공전자정보공학과 교수
[주 관심분야 위성탐체, SAR 영상, 레이더 시스템 및 신호처리]