

논문 2012-49SP-4-15

# 불균일 클러터 환경에서 다중 표적탐지 성능 향상을 위한 반복 백색화 투영 통계 기법

( Iterative Pre-Whitening Projection Statistics for Improving  
Multi-Target Detection Performance in Non-Homogeneous Clutter )

박 혁<sup>\*\*\*</sup>, 강 진 환<sup>\*</sup>, 김 상 효<sup>\*\*\*</sup>

( Hyuck Park, Jin Whan Kang, and Sang-Hyo Kim )

## 요 약

본 논문에서는 불균일한 클러터 환경에서 다중 표적탐지 성능을 향상시키기 위한 변형된 반복 백색화 투영 통계(modified iterative pre-whitening projection statistics: MIPPS) 기법을 제안하였다. MIPPS 기법은 항공기용 레이더에서 사용하는 시공간 적응 처리(space-time adaptive processing) 알고리즘의 불균일성 검출(non-homogeneity detection: NHD) 기법으로 반사신호 세기가 서로 다른 다수의 표적이 근접거리에서 혼재되어 있는 환경에서 우수한 표적탐지 성능을 나타낸다. 모의실험을 통해 기존의 다양한 NHD 기법들의 성능을 분석하고, 본 논문에서 제안하는 MIPPS 기법이 강한 표적신호에 의해 야기되는 마스킹 효과(masking effect)를 최소화하면서 반사신호 세기가 약한 표적에 대한 평균 탐지 확률을 향상시킬 수 있음을 확인하였다.

## Abstract

In this paper, we propose a modified iterative pre-whitening projection statistics (MIPPS) scheme for improving multi-target detection performance in non-homogeneous clutter environments. As a non-homogeneity detection (NHD) technique of space-time adaptive processing algorithm for airborne radar, the MIPPS scheme improves the average detection probability of weak target when multiple targets with different reflection signal intensities are located in close range. Numerical results show that the conventional NHD schemes suffers from the masking effect by strong targets and clutters and the proposed MIPPS scheme outperforms the conventional schemes with respect to the average detection probability of the weak target at low signal-to-clutter ratio.

**Keywords**: Space-time adaptive processing (STAP), Non-homogeneity detection (NHD),  
Generalized inner product (GIP), Projection statistics (PS), Pre-whitening PS (PPS)

## I. 서 론

레이더 탐지 환경에서 복잡성을 극복하고자 하는 시

도는 탐지 알고리즘에 있어서 많은 발전을 가져왔으며, 다차원 신호처리를 사용하는 알고리즘은 항공기용 레이더와 지상용 레이더에 적용하여 클러터(clutter)의 반사신호를 제거하는데 좋은 결과를 이끌어 냈다. 다차원 신호 처리의 가장 좋은 예는 시공간 적응 처리(space-time adaptive processing: STAP)이다<sup>[1]</sup>. STAP은 공간과 시간 영역(domain)에서 간섭신호를 억제하여 기동하는 표적의 탐지성능을 향상시킨다.

이상적인 STAP 기법은 간섭신호의 모든 상관관계가 필요하므로, 간섭 공분산 행렬 예측은 샘플(sample) 데이

\* 정회원, \*\*\* 평생회원-교신저자, 성균관대학교 정보통신대학

(College of Information & Communication Engineering, Sungkyunkwan University)

\*\* 정회원, 삼성탈레스

(Samsung Thales)

접수일자: 2012년3월16일, 수정완료일: 2012년5월30일

터를 이용하여 구한다. 따라서 데이터 샘플이 독립이고 동일한 분포(independent, identically distributed: i.i.d.)에 대한 가정은 필수적이다<sup>[1]</sup>. 그러나 실제 클러터 환경은 자주 불균일하게 나타나므로, 샘플 데이터의 i.i.d. 가정은 현실적으로 어렵다. 육지, 바다, 지형의 변화와 같은 자연물은 불균일 클러터 환경을 야기하는 자연적인 현상이다. 또한, 인간에 의해 인위적으로 만들어진 도로, 빌딩, 방해전파, 표적 등도 불균일 클러터 환경을 만든다.

불균일한 샘플 데이터를 성공적으로 식별, 제거하는 과정은 STAP 레이더 시스템에서 적절한 신호 대 간섭 및 잡음 비율(signal-to-interference-and-noise ratio: SINR) 성능을 유지하는 중요한 단계이다<sup>[2~5]</sup>. 불균일성 검출(non-homogeneity detection: NHD) 기법은 불균일 클러터 환경에서 공분산 행렬의 예측을 향상시키기 위해 제시되었다<sup>[6~7]</sup>. NHD 과정은 샘플 데이터를 기반으로 간섭신호의 실제 공분산 행렬에 가까운 예측치를 도출하기 위해 이용 가능한 샘플 데이터들의 불균일성 여부를 판정하고, 균일한 분포의 샘플 데이터를 선택한다.

샘플 데이터의 불균일성은 공분산 행렬 예측을 편향되게 할 수 있으며, 이로 인해 간섭신호가 효율적으로 제거되지 못하고 STAP 처리기의 표적탐지 성능이 저하된다. 따라서 샘플들의 균일성 여부를 판정하고, 공분산 행렬을 추정하는데 있어서 불균일한 샘플을 제거하는 과정이 필요하다. NHD 과정에 의해 선택된 샘플 데이터를 이용하면 실제 공분산 행렬 추정 오류를 줄이고 STAP 처리기의 표적탐지 성능을 향상시킬 수 있다.

그러나 반사체에 의해 반사되어 들어오는 신호가 강한 표적과 약한 표적이 혼재되어 있는 상황에서는 NHD 처리 과정에 있어서 마스킹 효과(masking effect)의 영향에 의해 표적의 반사신호가 강한 표적이 반사신호가 약한 표적의 탐지 성능에 영향을 줄 수 있다. 따라서 본 논문에서는 불균일 클러터 환경<sup>[12]</sup>에서 다중 표적 [8]의 탐지 성능을 향상시킬 수 있는 새로운 반복 백색화 투영 통계(modified iterative pre-whitening projection statistics: MIPPS) 기법을 제안한다.

본 논문에서는 MIPPS 기법의 성능을 평가하기 위해 K-분포 클러터 모형<sup>[9~10]</sup>을 적용하여 실제 불균일한 클러터 환경을 모사하였다. 또한, 일반화된 내적(generalized inner product: GIP)<sup>[6]</sup> 기법과 다수의 강한 이상치에 우수한 성능을 나타내는 투영 통계(projection statistics: PS)<sup>[2]</sup>, 백색화된 PS(pre-whitening PS:

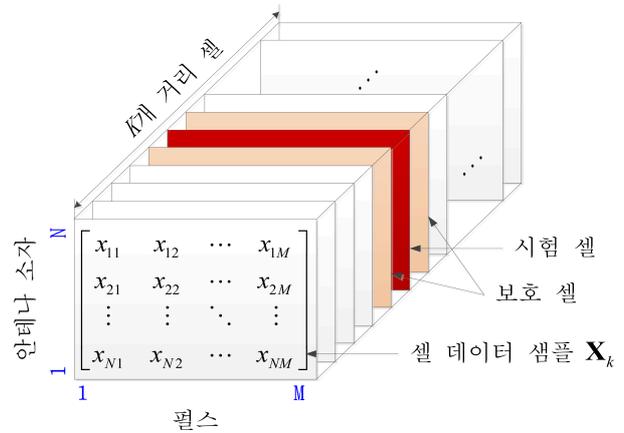


그림 1. 레이더의 입력신호 데이터 큐브  
Fig. 1. Radar data cube for Input signal.

PPS)<sup>[3]</sup> 등의 다양한 NHD 기법들의 성능을 비교, 분석하였다. NHD 기법을 통한 샘플 행렬 역변환(sample matrix inversion: SMI)<sup>[1]</sup> 방식의 STAP 처리기의 성능을 MSMI (modified SMI) 통계량<sup>[6]</sup>과 평균 표적탐지 확률을 통해 평가하였으며, 본 논문에서 제안하는 MIPPS 기법이 다른 NHD 기법들과 비교하여 다수의 표적 중에서 반사신호 세기가 약한 표적에 대하여 우수한 탐지 성능을 나타냄을 확인하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 STAP 신호 모형과 불균일 클러터 모형에 대해서 설명하고, III장에서는 기존의 NHD 기법들을 소개한다. IV장에서는 MIPPS 기법을 제안하고, 제안 기법의 동작방식 및 특징에 대해서 설명한다. 다음으로 V장에서 다양한 NHD 기법들의 표적탐지 성능을 비교, 분석한다.

## II. 시스템 모형

### 1. STAP 신호 모형

본 논문에서는 시·공간 영역의 다차원 신호처리를 통해 기동하는 표적을 탐지하는 STAP 알고리즘이 적용된 레이더 시스템<sup>[1]</sup>을 고려한다. 레이더 시스템은 단일 동기화된 처리 구간(coherent processing interval) 동안 N개의 안테나를 이용하여 일정 주기로 M개의 펄스를 전송하고, 지형물이나 표적 등의 반사체에 의해 반사되어 들어오는 신호를 분석하여 표적을 판별한다.

그림 1은 STAP 처리기의 입력신호를 데이터 큐브(data cube) 형태<sup>[1]</sup>로 나타낸 것으로, 데이터 큐브는 총 K개의 거리 셀(range cell) 샘플(sample)로 구성되어

있다. 각 셀 데이터는  $N$  개의 안테나 소자와  $M$  개의 펄스의 수신신호 성분을 포함한다. STAP 처리기는 각 거리 셀에 대하여 표적 유무를 판별하는데, 간섭신호를 효율적으로 제거하고 표적탐지 확률을 높이기 위한 최적의 가중치 벡터(weight vector)는 식 (1)과 같다<sup>[2]</sup>.

$$\mathbf{w}_{\text{OPT}} = \frac{\mathbf{R}^{-1}\mathbf{s}}{\mathbf{s}^H\mathbf{R}^{-1}\mathbf{s}}, \quad (1)$$

여기서  $\mathbf{s}$ 는 관심 표적에 대해 이미 알고 있는 지향 벡터 (steering vector)이고,  $\mathbf{R}$ 은 시험 셀(cell under test: CUT)에 대한 클러터, 잡음(noise) 등을 포함하는 간섭신호의 실제 공분산 행렬이다.  $\mathbf{w}_{\text{OPT}}$ 는 STAP 처리기의 출력 SINR을 최대로 하는 가중치 벡터이다.

STAP 처리기의 표적탐지 확률은 출력 SINR 값에 비례하므로  $\mathbf{w}_{\text{OPT}}$ 를 적용하면 최적의 성능을 얻을 수 있다. 하지만 최적의 가중치 벡터  $\mathbf{w}_{\text{OPT}}$ 를 생성하기 위해서는 간섭신호의 상관관계 정보가 필요하다. 그러나 실제 시스템 환경에서는 이에 대한 정확한 정보를 획득하기 어렵다. 따라서 식 (1)의 실제 공분산 행렬  $\mathbf{R}$ 은 그림 1의 여러 셀 데이터를 이용하여 공분산 행렬 예측  $\hat{\mathbf{R}}_{\mathbf{x}}$ 으로 대체된다. 일반적으로 공분산 행렬  $\mathbf{R}$ 은 최대 우도(maximum likelihood) 방법<sup>[1]</sup>으로 추정될 수 있으며, 그 결과  $\hat{\mathbf{R}}_{\mathbf{x}}$ 은 아래와 같이 표현된다.

$$\hat{\mathbf{R}}_{\mathbf{x}} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \mathbf{x}_k \mathbf{x}_k^H, \quad (2)$$

여기서  $\mathbf{x}_k$ 는  $k$  번째 셀 데이터를 나타내는  $NM \times 1$  벡터로 그림 1의 행렬  $\mathbf{X}_k$ 의 각 열벡터를 차례대로 밑으로 이어 붙여서 생성할 수 있다. 식 (2)의  $\hat{\mathbf{R}}_{\mathbf{x}}$ 을 적용한 적응(adaptive) 가중치 벡터는 아래와 같다.

$$\mathbf{w}_{\text{SMI}} = \frac{\hat{\mathbf{R}}_{\mathbf{x}}^{-1}\mathbf{s}}{\mathbf{s}^H\hat{\mathbf{R}}_{\mathbf{x}}^{-1}\mathbf{s}}. \quad (3)$$

식 (3)과 같이 셀 데이터 샘플들로부터 추정된 공분산 행렬을 이용하여 STAP 가중치 벡터를 생성, 이용하는 방식을 SMI 방식이라 한다<sup>[11]</sup>. 만약 모든 셀 데이터가 i.i.d. 가정을 만족한다면,  $K \approx 2NM$  개의 셀 데이터를 이용하는 SMI 방식은 최적화된 STAP 대비 3 dB 이하의 평균 SINR 성능을 얻을 수 있다<sup>[1]</sup>.

## 2. 불균일한 클러터 모형

SMI 방식의 STAP 처리기는 시험 셀의 간섭신호와 동일한 분포를 따르며 서로 독립적인 셀 데이터를 충분히 이용 가능할 때 공분산 행렬 추정 오류를 최소화하며 최적에 가까운 표적탐지 성능을 얻을 수 있다. 하지만 실제 시스템에서 이용 가능한 셀 데이터의 수는 한정되어 있으며, 여러 물체에 의해 반사되어 들어오는 셀 데이터의 분포 또한 불균일하다<sup>[2~5]</sup>. 셀 데이터의 불균일성은  $\hat{\mathbf{R}}_{\mathbf{x}}$ 을 편향되게 할 수 있으며, 그 결과로 SMI 방식은  $2NM$  개의 셀 데이터를 이용하여도 3 dB 이내의 평균 SINR 성능 손실을 보장할 수 없다<sup>[1]</sup>.

본 논문에서는 클러터 신호 세기가  $K$ -분포를 따르는 불균일한 클러터 환경을 고려한다<sup>[9~10]</sup>. 식 (2)에서  $k$  번째 셀 데이터는 관심 표적과  $N_c$  개의 클러터, 잡음 신호의 합으로 나타낼 수 있다<sup>[4]</sup>.

$$\mathbf{x}_k = \sigma_s \mathbf{s} + \sigma_c \sqrt{\tau_k} \sum_{i=1}^{N_c} \gamma_i \mathbf{c}_i + \mathbf{n}_k, \quad (4)$$

여기서  $\sigma_s$ 와  $\sigma_c$ 는 표적과 클러터의 신호 세기를 나타내는 상수이다.  $\mathbf{n}_k$ 는 평균이 0이고 분산이 1인 복소 부가백색 가우시안(Gaussian) 잡음 벡터이다.  $\mathbf{c}_i$ 는  $i$  번째 클러터 패치(patch)에 대한 지향 벡터이고,  $\gamma_i$ 는  $i$  번째 클러터 패치의 신호 세기로 평균이 0이고 분산이 1인 가우시안 분포를 따른다. 그리고  $\tau_k$ 는  $k$  번째 셀 클러터의 전력을 나타내는 랜덤(random) 변수이고, 평균  $E(\tau) = \mu$ 인 감마(Gamma) 분포를 따른다<sup>[10]</sup>. 감마 분포의 확률밀도(probability density) 함수는 아래와 같다.

$$f(\tau) = \frac{1}{\Gamma(\tau)} \left(\frac{\nu}{\mu}\right)^\nu \tau^{\nu-1} \exp\left(-\frac{\nu}{\mu}\tau\right), \quad \tau \geq 0, \quad (5)$$

여기서  $\Gamma(\cdot)$ 는 감마 함수이고,  $\nu$ 는 shape 상수이다.

## III. 불균일 클러터 환경을 위한 NHD 기법

NHD 과정은 이상치에 의해 발생할 수 있는 공분산 행렬 추정 오류를 줄이고 STAP 처리기의 표적탐지 성능을 향상시키기 위해 이용 가능한 모든 셀 데이터들의 균일성 여부를 판정하여, 불균일한 데이터는 제거하고 균일한 분포의 데이터들만을 선택하는 과정이다<sup>[2~4, 10]</sup>.

그림 2와 3은 셀 데이터 샘플을 선택하는 방법을 도식

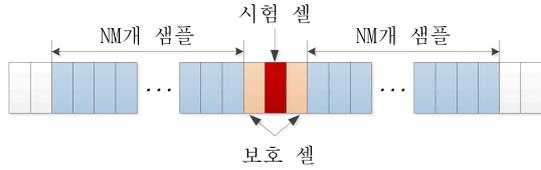


그림 2. SW 샘플 선택  
Fig. 2. SW sample selection.

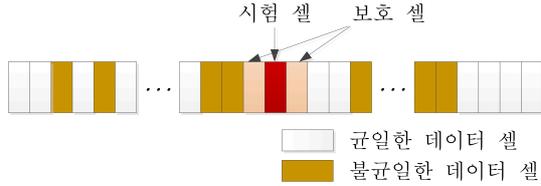


그림 3. NHD 샘플 선택  
Fig. 3. NHD sample selection.

화한 것으로, SMI 방식의 STAP 처리기는 그림 2와 같이 시험 셀과 보호(guard) 셀을 제외한 주변의  $2NM$  개의 샘플을 선택할 수 있다. 이러한 선택 방법을 대칭 윈도우 (symmetric window: SW)라 하며, 이는 균일한 클러터 환경에 적합하다. 그림 3의 NHD 샘플 선택 방법은 SW 방법에 따라 선택된  $2NM$  개의 모든 셀에 대하여 NHD 검사를 수행하고 불균일한 샘플 데이터를 제거한다.

본 논문에서는 현재까지 개발된 다양한 NHD 기법 중에서 다음과 같은 세 가지 기법을 비교 및 분석한다: 1) GIP<sup>[6]</sup>, 2) PS<sup>[2]</sup>, 3) PPS<sup>[3]</sup>.

### 1. GIP 기법

GIP 기법은 주어진 데이터의 유사도를 구하는데 사용되는 마할라노비스(Mahalanobis) 거리를 구하는 방법과 동일하다. GIP 기법은 SW 방법에 따라 선택된  $K$  개의 셀 데이터  $\mathbf{x}_k$  ( $k = 1, 2, \dots, K$ )에 대하여 식 (6)과 같은 통계 값을 구한다<sup>[6]</sup>.

$$GIP_k = \mathbf{x}_k^H \hat{\mathbf{R}}_{\mathbf{x}}^{-1} \mathbf{x}_k, \quad (6)$$

여기서  $(\cdot)^H$ 은 복소 전치 연산자이고,  $k$ 는 시험 셀 주변의 셀 인덱스(index)를 나타낸다. 다음으로  $GIP_k$  값을 문턱 값(threshold value)  $\delta_{GIP}$ 와 비교하여 데이터 샘플의 불균일성 여부를 판정한다.

$$GIP_k > \delta_{GIP}. \quad (7)$$

식 (7)에서  $GIP_k$  값이 문턱 값을 초과하는 경우에는

$k$ 번째 셀을 이상치로 판정하고, 시험 셀의 적응 가중치 벡터  $\mathbf{w}_{SMI}$ 를 생성하기 위한 공분산 행렬 추정 과정에서 데이터 샘플  $\mathbf{x}_k$ 를 제외시킨다.

### 2. PS 기법

GIP 기법은 간단하게 데이터 샘플의 불균일성을 판별할 수 있는 NHD 기법이지만, 다수의 강한 이상치가 존재하는 환경에서는 마스킹 효과로 인해 그 성능이 저하된다. 따라서 다수의 이상치들이 근접하여 존재하는 상황에서도 마스킹 효과의 영향을 적게 받으면서 동작할 수 있는 PS 기법이 제안되었다<sup>[2-3]</sup>.

PS 기법은 먼저  $K$  개의 셀 데이터  $\mathbf{x}_k$  ( $k = 1, \dots, K$ )에 대한 coordinate-wise 복소 샘플 중위수 벡터  $\mathbf{m}$ 을 아래와 같이 구한다.

$$\mathbf{m} = \begin{pmatrix} \text{med}(\text{Re}\{x_{1k}\}) + j \text{med}(\text{Im}\{x_{1k}\}) \\ \vdots \\ \text{med}(\text{Re}\{x_{Lk}\}) + j \text{med}(\text{Im}\{x_{Lk}\}) \end{pmatrix}, \quad (8)$$

여기서  $j = \sqrt{-1}$  이고,  $L \times 1$  ( $L = MN$ ) 벡터인  $\mathbf{m}$ 은  $K$  개 셀들에 대한 복소 위치좌표의 추정치이다. 다음으로 모든 셀 데이터  $\mathbf{x}_k$ 에서 중위수 벡터  $\mathbf{m}$ 을 빼주고 집중화된 벡터  $\mathbf{u}_k$  ( $k = 1, \dots, K$ )를 얻는다.

$$\mathbf{u}_k = \mathbf{x}_k - \mathbf{m}. \quad (9)$$

그리고 단위(unit) 크기의 집중화된 벡터를 얻기 위해 벡터  $\mathbf{u}_k$ 를 아래와 같이 정규화 한다.

$$\mathbf{v}_k = \frac{\mathbf{u}_k}{\|\mathbf{u}_k\|_2} = \frac{\mathbf{u}_k}{\sqrt{u_{1k}^2 + \dots + u_{Lk}^2}}. \quad (10)$$

다음 단계로는  $K$  개의 셀 데이터  $\mathbf{x}_k$ 를  $\mathbf{v}_k$ 에 대한 방향으로 투영(projection)한다.

$$\begin{aligned} z_{1k} &= \mathbf{x}_1^H \mathbf{v}_k, \\ z_{2k} &= \mathbf{x}_2^H \mathbf{v}_k, \\ &\vdots \\ z_{Kk} &= \mathbf{x}_K^H \mathbf{v}_k. \end{aligned} \quad (11)$$

식 (11)의 결과는 벡터  $\mathbf{z}_k = [z_{1k}, z_{2k}, \dots, z_{Kk}]^T$ 로 표현될 수 있다. 사영 벡터  $\mathbf{z}_k$ 의 분산 정도를 파악하기 위해 각각의 사영 벡터  $\mathbf{z}_k$ 에 대한 중위수와 MAD

(median absolute deviation)를 아래와 같이 계산한다.

$$z_{med_k} = \text{med}_{n=1, \dots, K}(\text{Re}\{z_{nk}\}) + j \text{med}_{n=1, \dots, K}(\text{Im}\{z_{nk}\}) \quad (12)$$

$$MAD_k = 1.4826 \text{med}_{n=1, \dots, K}|z_{nk} - z_{med_k}| \quad (13)$$

다음으로는 위에서 구한 중위수  $z_{med_k}$ 와  $MAD_k$ 를 이용하여 표준화된 사영 값  $p_{nk}$ 를 구한다.

$$p_{nk} = \frac{|z_{nk} - z_{med_k}|}{MAD_k}, n = 1, \dots, K. \quad (14)$$

마지막으로 아래와 같이  $K$ 개의 PS 값이 결정된다.

$$PS_n = \max_{k=1, \dots, K}\{p_{nk}\}, n = 1, \dots, K \quad (15)$$

PS 기법은 식 (15)에서 얻어진  $PS_n$  ( $n = 1, \dots, K$ ) 값을 식 (7)과 유사하게 문턱 값  $\delta_{PS}$ 와 비교하고, 문턱 값보다 큰  $PS_n$  값을 갖는 데이터 샘플  $\mathbf{x}_n$ 은 이상치로 판단하고 공분산 행렬 추정 과정에서 제외한다.

### 3. PPS 기법

PPS 기법은 비백색 혹은 유색(colored) 간섭의 영향으로 서로 상관관계를 갖는 셀 데이터  $\mathbf{x}_k$ 에 대해 백색화(whitening) 과정을 먼저 수행한 후, 그 결과 데이터를 기반으로 PS 기법을 적용하는 방법이다<sup>[3]</sup>.

먼저,  $K$ 개의 셀 데이터  $\mathbf{x}_k$ 를 차례대로 연결하여 행렬  $\mathbf{H} = [\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \mathbf{x}_3, \dots, \mathbf{x}_K]$ 를 생성하고, 행렬  $\mathbf{H}$ 를 이용하여 샘플 공분산 행렬을 구한다.

$$\hat{\mathbf{R}}_{\mathbf{H}} = \mathbf{H}\mathbf{H}^H. \quad (16)$$

다음으로 백색화 행렬  $\hat{\mathbf{R}}_{\mathbf{H}}$ 을 이용하여 모든 셀 데이터  $\mathbf{x}_k$ 를 백색화한다.

$$\hat{\mathbf{R}}_{\mathbf{H}}^{-\frac{1}{2}}\mathbf{H} = [\mathbf{w}_1, \mathbf{w}_2, \mathbf{w}_3, \dots, \mathbf{w}_K], \quad (17)$$

여기서  $\mathbf{w}_k$ 는  $k$ 번째 백색화된 데이터 샘플을 의미하고,  $K$ 개의 벡터  $\mathbf{w}_k$ 는 PS 기법의 입력신호로 사용된다.

## IV. 다중표적 탐지 성능을 위한 변형된 반복 PPS 기법

본 절에서는 근접 거리의 다중 표적에 의해 야기되는 불균일한 클러스터 환경에서 다중 표적탐지 확률을 향상시키기 위한 새로운 반복 PPS (Modified iterative PPS: MIPPS) 기법을 제안한다. 제안하는 MIPPS 기법의 알고리즘은 그림 4와 같다. 특히, 반사신호 세기가 서로 다른 다수의 표적이 존재하는 상황에서 반사신호 세기가 다른 표적에 비해 상대적으로 약한 표적의 탐지 확률을 높이기 위한 NHD 기법을 제안한다. 실제 레이더에서 송신한 전자파가 대상물에 반사되어 돌아올 때, 반사체의 반사신호 세기는 반사체의 재질과 형상에 따라 다르다<sup>[1]</sup>. 따라서 반사신호 세기가 강하거나 약한 다수의 표적들이 근거리에서 위치하거나 이동하는 상황은 상당히 일반적인 상황이라 할 수 있다.

앞선 절에서 소개한 PS 기법은 다수의 강한 이상치

```

[Initialization]  $\mathbf{H}_1 = [\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_K]$ ;
                   $i = 1$ ;

[Iterations]
While (1)
     $[\mathbf{U}_i, \mathbf{V}_i] = \text{Eigen decomposition}(\mathbf{H}_i\mathbf{H}_i^H)$ ;
     $\mathbf{R}_{\mathbf{H},i} = \mathbf{U}_i\mathbf{V}_i^{\frac{1}{2}}\mathbf{U}_i^H$ ;
     $\mathbf{W}_i = (\mathbf{R}_{\mathbf{H},i})^{-1}\mathbf{H}_i = [\mathbf{w}_1, \mathbf{w}_2, \dots, \mathbf{w}_K]$ ;

    Perform the steps of Eq. (8) - (15)
    using  $\mathbf{w}_k$  ( $k = 1, 2, \dots, K$ );

     $\mathbf{H}_{i+1} = [ ]$ ;
     $K_{i+1} = 0$ ;
    For  $n = 1:K$ 
        If  $PS_n < \delta_{PS}$ ,
             $\mathbf{H}_{i+1} = [\mathbf{H}_{i+1} \ \mathbf{x}_n]$ ;
             $K_{i+1} = K_{i+1} + 1$ ;
        end
    end

     $i = i + 1$ ;

    If  $K_i == K_{i-1}$ , break;      end
end

[Output]  $\mathbf{H}_i = [\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_{K(i)}]$ ;

```

그림 4. MIPPS 기법 알고리즘에 대한 의사 부호  
Fig. 4. Pseudo code for the MIPPS algorithm.

혹은 표적이 존재하는 불균일 클러터 상황에 우수한 성능을 보이는 NHD 기법이다<sup>[2]</sup>. PS 기법은 신호 대 클러터 비율(signal-to-clutter ratio: SCR)이 높은 환경에서 통계 값  $PS_n$ 과 주어진 문턱 값의 비교를 통해 높은 확률로 이상치를 식별, 제거할 수 있다. 하지만, SCR이 낮은 불균일 클러터 환경에서는 반사신호 세기가 큰 클러터에 따른 마스킹 효과의 영향으로 인해 NHD 성능이 저하된다. 반면, PPS 기법<sup>[3]</sup>의 NHD 성능은 PS 기법과 반대로 SCR이 낮은 환경에서는 우수한 성능을 보지만, SCR이 높은 환경에서는 열화된 성능을 보인다. 그 이유는 PPS 기법의 NHD 성능이 백색화 행렬  $\hat{\mathbf{R}}_H$ 의 정확도에 의존하기 때문이다. 반사신호 세기가 큰 다수의 이상치에 따라 SCR이 높은 환경에서는  $\hat{\mathbf{R}}_H$ 의 오류가 크므로 PPS 기법의 NHD 성능이 저하된다.

불균일 클러터 환경에서 SCR 값에 따른 PS 기법과 PPS 기법의 성능 열화를 보완하고, 넓은 SCR 영역에 걸쳐 다중표적 탐지 확률을 향상시킬 수 있는 방안으로 IPPS 기법<sup>[3]</sup>을 고려할 수 있다. IPPS 기법은 PPS 과정을 반복 수행하는 방법으로 평균 SINR의 수렴 성능을 향상시키기 위해 제안되었다. IPPS 기법의 동작 과정에 대해서 간단히 살펴보면, 먼저  $K_I$  ( $K_I = K$ ) 개의 셀 데이터  $\mathbf{x}_k$ 에 대해 PPS 과정을 수행한다. 다음으로 이상치를 제외하고 남은  $K_2$  ( $K_2 < K_I$ ) 개의 셀 데이터 샘플에 대해 PPS 과정을 다시 수행한다. 이러한 과정을 특정횟수 혹은  $K_i = K_i - 1$  조건이 만족할 때까지 반복 수행한다. PPS 과정을 반복함으로써 이전 반복 단계에서 제거하지 못한 이상치를 다음 단계에서 제거할 수 있으므로 평균 SINR 수렴 성능, 표적탐지 확률 등을 향상시킬 수 있다.

하지만, IPPS 기법을 적용하면 셀 데이터의 불균일성이 심하고 SCR이 낮은 클러터 환경에서 다수의 표적 가운데 반사신호 세기가 약한 표적에 대한 탐지 확률이 저하됨을 모의실험을 통해 관찰하였다. 따라서 본 논문에서는 다양한 클러터 환경에서 기존의 IPPS 기법과 대등한 NHD 성능을 나타내면서, 동시에 신호 세기가 약한 표적의 탐지 확률을 높이는 MIPPS 기법을 제안한다.

그림 4는 MIPPS 기법 알고리즘을 나타내는 의사부호(pseudo code)로 IPPS 기법과 다르게 반복 단계에서 이상치를 제거하는 것이 아니라  $\hat{\mathbf{R}}_H$ 를 갱신(update)한다. 실질적인 이상치 제거 과정은 마지막 출력 단계에서만 수행하고, 중간 반복 단계에서는 보다 정확한 백

색화 행렬을 생성하기 위해 필요한 데이터 샘플들을 선택한다.

MIPPS 기법의 장점은 다음과 같이 두 가지로 요약될 수 있다. 첫째, 다수의 큰 이상치가 제거된 데이터 샘플들로부터  $\hat{\mathbf{R}}_H$ 를 생성하여 보다 정확한 백색화 과정이 수행 가능하다. MIPPS 기법은 백색화 행렬의 추정 오류에 의해 나타날 수 있는 PPS 기법의 성능 열화를 보완할 수 있다. 둘째, MIPPS 기법은 IPPS 기법에서 발생 가능한 데이터 샘플 수의 부족 현상을 방지할 수 있다. IPPS 기법에서 반복적인 PPS 과정은 때로는 무리하게 많은 수의 이상치를 제거하여 공분산 행렬 추정 과정에 필요한 데이터 샘플 수가 부족한 상황을 야기할 수 있다. 하지만 MIPPS 기법에서는 반복 단계에서 백색화 행렬만을 갱신하고, 불균일 데이터 샘플들의 제거는 마지막 단계에서만 수행하므로 샘플 수의 부족 현상이 발생할 확률은 매우 낮다. 이러한 장점을 지닌 MIPPS 기법은 기존의 IPPS 기법과 비교하여 높은 연산 복잡도를 요구하지 않으며, 다양한 클러터 환경에서 우수한 다중 표적탐지 성능을 보인다.

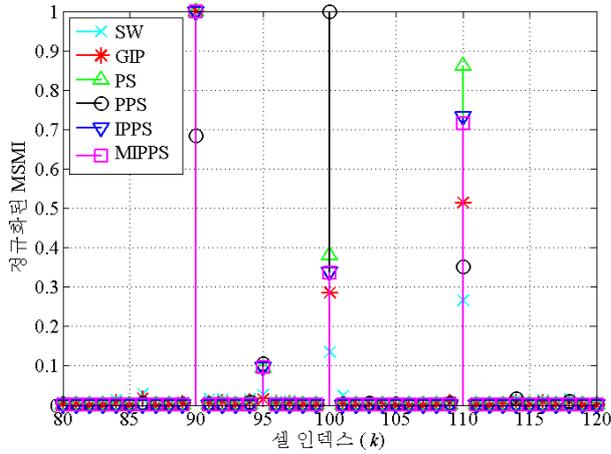
## V. 모의실험 결과

본 절에서는 앞선 절에서 설명한 NHD 기법들에 대한 성능을 모의실험을 통해 평가, 분석한다. 주요 모의 실험 환경변수는 다음과 같다:  $N = M = 8$ ,  $N_c = 360$ , 방위각  $0^\circ$ , 정규화된 도플러 주파수 0.33,  $\beta$  (클러터 기울기(slope)) 1,  $\mu = 1$  (이외의 환경변수는 참고문헌<sup>[5]</sup>과 동일함). 그리고 다중 표적탐지 성능을 분석하기 위해 90번, 95번, 100번, 110번 셀에 동일한 지향 벡터로 생성되는 표적들을 삽입하였고, 삽입된 표적의 신호 전력은 각각  $\sigma_s^2 + 5$ ,  $\sigma_s^2 - 5$ ,  $\sigma_s^2$ ,  $\sigma_s^2 + 3$  dB 이다. 또한, 클러터 신호 전력( $\sigma_c^2$ )은 20 dB 의 고정된 값을 갖는다.

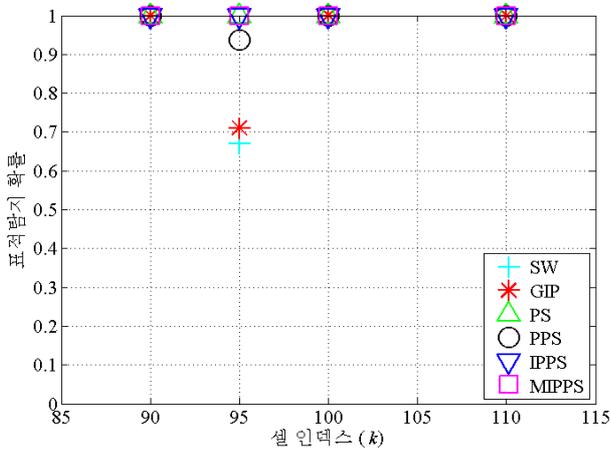
본 논문에서는 다양한 NHD 기법들의 표적탐지 성능을 비교하기 위해 MSMI 통계량<sup>[6]</sup>과 평균 표적탐지 확률을 분석한다. 시험 셀(CUT)에 대한 MSMI 검출 통계량은 아래의 식 (18)과 같다<sup>[4, 6]</sup>.

$$Y_{MSMI} = |\mathbf{w}_{SMI}^H \mathbf{x}_{CUT}|^2, \quad (18)$$

여기서  $\mathbf{x}_{CUT}$ 는 시험 셀의 데이터를 나타낸다. 평균 표적탐지 확률은 모의실험을  $10^3$ 번 반복 수행한 후, MSMI



(a) MSMI



(b) 표적탐지 확률 ( $P_d$ )

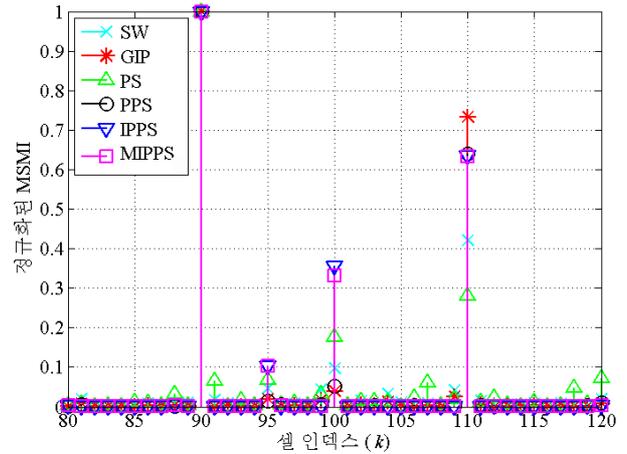
그림 5. 다양한 NHD 기법들의 MSMI 및 표적탐지 확률 비교 (SCR = 0 dB,  $\nu = 0.5$ ).

Fig. 5. Performance comparison of the various NHDs in terms of MSMI and  $P_d$ (SCR = 0 dB,  $\nu = 0.5$ ).

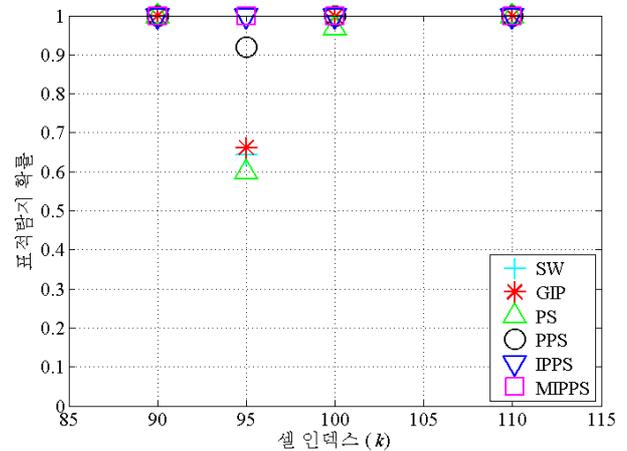
통계량을 기반으로 표적탐지 횟수를 검사하였다.

그림 5는 다음과 같은 불균일 클러터 환경에서 여러 NHD 기법들에 대한 성능을 나타낸다: SCR = 0 dB,  $\nu = 0.5$ . 여기서 SCR은  $SCR = \frac{\sigma_s^2}{\mu\sigma_c^2}$ 와 같이 정의된다. 그림

5. (a)는 MSMI 통계량을 나타낸 것으로 SW와 GIP 기법은 마스킹 효과로 인해 전체적으로 낮은 MSMI를 나타내고, 특히 95번 셀에 대한 MSMI는 극히 작아서 탐지 실패확률이 높다. 실제로 그림 5. (b)에서 확인할 수 있듯이 95번 표적에 대한 SW와 GIP 기법의 평균 표적탐지 확률은 다른 기법들과 비교하여 낮다. PS 관련 NHD 기법들은 표적이 위치한 셀에서 표적이 없는 다른 셀보다 높은 MSMI를 보인다. 따라서 모든 표적에



(a) MSMI



(b) 표적탐지 확률 ( $P_d$ )

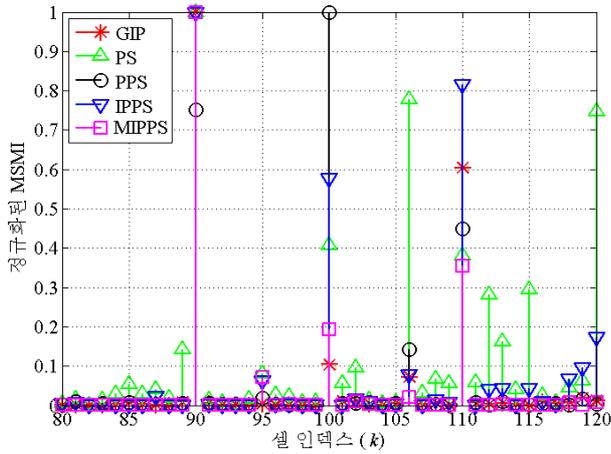
그림 6. 다양한 NHD 기법들의 MSMI 및 표적탐지 확률 비교 (SCR = -10 dB,  $\nu = 0.5$ ).

Fig. 6. Performance comparison of the various NHDs in terms of MSMI and  $P_d$ (SCR = -10 dB,  $\nu = 0.5$ ).

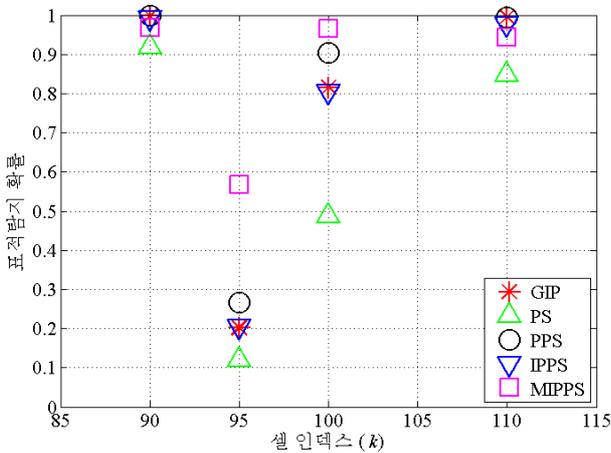
대해서 90% 이상의 평균 표적탐지 확률을 나타낸다.

그림 6은 SCR을 제외한 다른 모의실험 환경변수는 그림 5의 경우와 동일하게 설정하고 NHD 기법들의 성능을 분석하였다: SCR = -10 dB. 그림 6은 표적의 반사신호 세기가 클러터 신호 세기보다 약한 클러터 환경을 나타낸다. 이에 따라 반사신호 세기가 가장 약한 표적(95번 셀)에 대한 PS 기법의 성능이 저하됨을 확인할 수 있다. 하지만, PPS 기법과 IPPS, MIPPS 기법 모두 표적신호의 세기와 상관없이 우수한 NHD 성능을 보인다.

그림 7에서는 그림 6에서보다 데이터 샘플들의 불균일성이 심한 클러터 환경에서 NHD 기법들의 성능을



(a) MSMI



(b) 표적탐지 확률 ( $P_d$ )

그림 7. 다양한 NHD 기법들의 MSMI 및 표적탐지 확률 비교 (SCR = -10 dB,  $\nu = 0.1$ ).

Fig. 7. Performance comparison of the various NHDs in terms of MSMI and  $P_d$  (SCR = -10 dB,  $\nu = 0.1$ ).

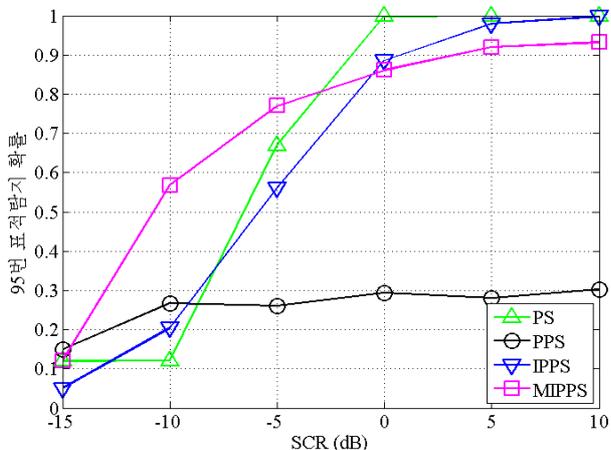


그림 8. SCR에 따른 평균 95번 표적탐지 확률( $\nu = 0.1$ ).

Fig. 8. Average 95-th target detection probability( $\nu = 0.1$ ).

비교하였다:  $\nu = 0.1$ . MSMI 통계량과 평균 표적탐지 확률 그래프에서 확인할 수 있듯이 본 논문에서 제안한 MIPPS 기법은 다른 NHD 기법들과 비교하여 대등하거나 우수한 성능을 보인다. 특히, MIPPS 기법은 95번 셀 표적에 대해 다른 기법들보다 높은 평균 표적탐지 확률을 나타낸다.

반사신호 세기가 약한 표적에 대한 MIPPS 기법의 우수한 탐지 성능은 그림 8에서도 확인할 수 있다. 그림 8은 SCR에 따라 95번 표적에 대한 평균 탐지 확률을 나타낸 것이다. MIPPS 기법은 낮은 SCR 영역에서 상대적으로 높은 표적탐지 확률을 나타내고 있으며 동시에 높은 SCR 영역에서도 90%에 가까운 표적탐지 확률을 나타내고 있음을 확인할 수 있다.

## VI. 결 론

본 논문에서는 다중표적에 의해 야기되는 불균일 클러터 환경에서 다양한 NHD 기법들의 MSMI 통계량과 평균 표적탐지 확률 성능을 분석하였다. 먼저 반사신호 세기가 서로 다른 표적들이 근거리 존재하는 클러터 환경을 고려하여 PS 방식 기반의 NHD 기법들의 성능을 비교, 분석하였다. PS 방식 기반의 NHD 기법들은 SCR 영역에 따라 우수한 성능을 나타내는 기법이 다르고, 마스킹 효과로 인해 반사신호 세기가 약한 표적에 대해 탐지 성능이 저하된다.

이러한 성능 저하를 보완하기 위해 본 논문에서는 MIPPS 기법을 제안하였고, 모의실험을 통해 MIPPS 기법이 다양한 클러터 환경에서 우수한 다중표적 탐지 성능을 보임을 확인하였다. 특히, MIPPS 기법은 낮은 SCR 영역에서 반사신호 세기가 약한 표적에 대해 향상된 평균 탐지 확률을 나타낸다. 향후 연구로는 근거리 다중 표적 클러터 환경에서 추정된 SCR 값에 따라 MIPPS 기법과 PS 기법을 적응적으로 스위칭하여 다중 표적 확률을 향상시킬 수 있는 결합형(hybrid) 기법을 고려한다.

## 참 고 문 헌

- [1] W. L. Melvin, "A STAP overview," *IEEE Aero. and Elec. Systems Magazine*, vol. 19, no. 1, pp. 19-35, Jan. 2004.
- [2] G. N. Schoenig, M. L. Picciolo, and L. Mili,

- “Improved detection of strong nonhomogeneities for STAP via projection statistics,” in *Proc. IEEE Intl. Radar Conf.*, pp. 720-725, May 2005.
- [3] G. Schoenig, L. Mili, and K. Gerlach, “Adaptive processor convergence improvement using reiterative projection statistics.” in *Proc. IEEE Radar Conf.*, Verona, NY, April 24-27, 2006.
- [4] 강성용, 김경수, 정지채, “STAP를 위한 간섭 공분산 행렬의 예측 방법에 따른 Projection Statistics의 성능 분석”, 한국전자과학회 논문지, 제22권 제1호, pp. 89-97, 2011년 1월.
- [5] E. Yang, R. Adve, J. Chun, and J. Chun “Hybrid direct data domain sigma-delta STAP processing algorithm in non-homogeneous clutter,” *IET Radar Sonar Navig.*, vol. 4, no. 4, pp. 611-625, 2010.
- [6] W. L. Melvin, M. C. Wicks, and R. D. Brown, “Assessment of multichannel airborne radar measurements for analysis and design of space-time processing architectures and algorithms,” in *Proc. IEEE Natl. Radar Conf.*, Ann Arbor, MI, pp. 130-135, May 13-16, 1996.
- [7] W. L. Melvin and M. C. Wicks “Improving practical space-time adaptive radar,” in *Proc. IEEE Natl. Radar Conf.*, Syracuse, NY, pp. 48-53, May 13-15, 1997.
- [8] 홍성원, 한동석, “다중 표적 환경에 강인한 OSR CFAR 알고리즘,” 대한전자공학회, 대한전자공학회 추계종합학술대회, 199-200쪽, 2010년 11월.
- [9] M. Rangaswamy, D. Weiner, and A. Ozturk, “Computer generation of correlated non-Gaussian radar clutter,” *IEEE Trans. Aero. and Elec. Systems*, vol. 31, no. 1, Jan. 1995.
- [10] A. Younsi, A. M. Zoubir, and A. Ouldali, “Reiterative robust adaptive thresholding for nonhomogeneity detection in non-Gaussian noise,” *EURASIP Journal on Adv. in Sign. Proc.*, vol. 2008, pp. 1-11, 2008.
- [11] J. Ward, “Space-time adaptive processing for airborne radar,” in *Proc. Tech Report 1015*, Lincoln Laboratory, Dec. 1994.
- [12] 최병관, 최인식, 김환우, “적응표적 탐지용 레이더 환경 분류기 구현,” 대한전자공학회, 전자공학회 논문지-SP, 제42권 제5호, 157-164쪽, 2005년 9월.

---

 저 자 소 개
 

---



박혁(정회원)

1997년 인천대학교 전자공학과 학사.

2001년 6월~현재 삼성탈레스 전문연구원.

2010년 3월~현재 성균관대학교 전자전기공학과 석사 과정.

&lt;주관심분야 : 항공용 레이더 시스템, STAP&gt;



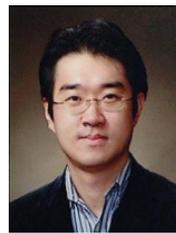
강진환(정회원)

2008년 성균관대학교 전자전기공학과 학사.

2010년 성균관대학교 휴대폰학과 석사.

2010년~현재 성균관대학교 휴대폰학과 박사 과정.

&lt;주관심분야 : 다중 안테나 시스템, 협력 통신&gt;



김상호(평생회원)-교신저자

1998년 서울대학교 전기공학부 학사.

2000년 서울대학교 전기공학부 석사.

2004년 서울대학교 전자·컴퓨터공학부 박사.

2004년 3월~2006년 7월 삼성전자 책임연구원

2006년 8월~2007년 8월 박사후 연구원(USC)

2007년 9월~2011년 9월 성균관대학교 정보통신공학부 조교수

2011년 10월~현재 성균관대학교 정보통신대학 부교수

&lt;주관심분야 : 오류정정부호, 다중 안테나 시스템, 시퀀스, 협력 통신&gt;