

다중채널 압축센싱

김종민·이옥균·예종철 (한국과학기술원)

I. 요약

다중채널 압축센싱(multi-channel compressive sensing) 문제는 0이 아닌 성분이 공통된 위치에 분포하는 벡터들을 복원하는 방법을 다루는 문제이며 레이더의 도착방향 추정 문제, 역산란 문제, 산란광 단층촬영과 같은 많은 실용적인 문제에 응용될 수 있다. 압축 센싱 문제는 성긴(sparse) 속성을 갖는 벡터를 상당히 높은 확률로 복원시킬 수 있음이 밝혀져 있다. 이로 인해 기존의 압축 센싱 방법이 다중채널 압축센싱에서도 많이 활용되어 왔으며, 측정 벡터의 개수가 적을 때에도 높은 확률로 입력 신호를 복원할 수 있다. 그러나, 측정 벡터의 개수가 많아질수록, 기존의 압축센싱 알고리즘을 이용했을 때의 성능은 복수신호분리(MUSIC) 알고리즘과 같이 배열신호처리(array signal processing)에서 활용되는 방법을 적용했을 때보다 더 나쁜 특성을 보인다. 이러한 기존 방법의 문제점으로 인해 우리는 새로운 다중채널 압축센싱 알고리즘을 제시하고자 하며, 이는 기존의 압축센싱 이론과 배열 신호처리 알고리즘을 개별적으로 적용할 때 가지는 한계를 극복할 수 있게 해준다.

II. 서론

압축센싱 이론은 과소결정계로부터 측정된 자료를 통해 알려지지 않은 성긴 신호를 복원하는 문제를 다루며, 신호 처리 분야에서 중요한 연구 분야 중 하나가 되었다. 압축 센싱 이론을 활용하는 중요한 분야 중 하나로는 다중채널 압축센싱(다중측정벡터 문제)를 들 수 있으며, 이 문제에서는 0이 아닌 성분을 공통된 위치에서 갖는 여러 개의 성긴

신호를 복원하는 방법을 다룬다. 측정된 다수의 벡터 $B \in R^{m \times r}$ 와 센싱 행렬 $A \in R^{m \times n}$ 에 대해서 다중채널 압축센싱 문제는 다음과 같은 최적화 문제로 나타내어지며

$$\text{minimize } \|X\|_0 \text{ subject to } B = AX \quad (1)$$

여기서 $\|X\|_0$ 는 행렬 X 의 행 중 0이 아닌 것의 개수를 나타낸다. 다중채널 압축센싱은 분할 압축센싱^[1], 평행 자기 공명영상^[2], 산란광 단층촬영^[3], 도착방향추정문제^[4] 등의 여러 응용 분야에서 활용될 수 있다.

다중채널 압축센싱에서는 0이 아닌 성분이 공통된 위치에 분포한다는 특성을 갖고 있으며, 이로 인해 측정되는 벡터의 개수가 늘어날수록 복원할 수 있는 벡터의 범위가 늘어남을 기대할 수 있다. 좀 더 엄밀한 설명을 위해, 행렬 A 에 대해 $\text{spark}(A)$ 를 A 의 열 중 일차종속으로 존재하는 것의 최소개수라고 하자. 이 때, Feng과 Bresler^[5], Chen과 Huo^[6] 등의 연구 결과에 따르면, $X \in R^{n \times r}$ 이 $AX = B$ 의 해가 되며

$$\|X\|_0 < \frac{\text{spark}(A) + \text{rank}(B) - 1}{2} \quad (2)$$

를 만족하면 X 는 다중채널 압축센싱문제 (1)의 유일한 해가 되는 것이 알려져 있다. 조건 (2)는 최근의 연구결과^[7]에 의하면 X 가 (1)의 유일한 해가 되기 위한 필요조건이기도 하다. 다중측정벡터 문제가 제기된 이래로 평균적인 경우에 대한 분석^[8], 정보이론 관점에서의 분석^[9] 등이 다중채널 압축센싱 문제에 적용되었고 이를 통해 측정 벡터의 개수가 증가할수록 성능이 향상됨이 밝혀졌다. 그러나, 기

존의 압축센싱 알고리즘을 다중측정 벡터문제에 적용한 결과는 대체로 만족스럽지 못하며, 잡음이 없는 경우에도 결과 (2)와 비교할 때 상당한 성능의 차이를 보이고 있다.

한편, 압축센싱 이론이 발전되기 이전에 다중측정 벡터 문제에 적용된 이론은 주로 배열신호처리(array signal processing)^[4]에 기반을 두고 있다. 도착방향추정 알고리즘 중 다중채널 압축센싱 문제에 가장 널리 이용되는 것으로는 MUSIC(복수신호분리) 알고리즘을 들 수 있다. MUSIC 알고리즘을 적용할 경우, $\text{rank}(B) = k = \|X\|_0$ 를 만족하고, A 의 열벡터들이 일반위치에 존재할 경우(즉, A 의 열 중 임의로 m 개를 택하더라도 항상 일차독립)에 MUSIC 알고리즘으로 복원할 수 있는 복수신호 X 의 범위는

$$\|X\|_0 < \text{spark}(A) - 1 = m$$

에 의해 주어지며, 이는 $\text{rank}(B) = k = \|X\|_0$ 인 경우 MUSIC이 (2)에서 주어진 l^0 -한계에 도달할 수 있음을 말해 준다. 그러나, $\text{rank}(B) < \|X\|_0$ 인 경우, MUSIC 알고리즘은 일반적으로 좋은 성능을 결과를 보이지 못한다. 이로 인해 우리는

- (i) 1개의 측정 신호를 갖는 경우 기존의 압축센싱 알고리즘의 성능을 유지하고,
- (ii) 0이 아닌 성분의 개수만큼의 일차독립인 신호를 얻을 경우 (즉, $\text{rank}(B) = k = \|X\|_0$ 인 경우)에는 MUSIC과 같은 성능을 얻을 수 있고,
- (iii) 그 외의 모든 경우에 대해서는 기존의 알고리즘보다 더 나은 성능을 제공할 수 있는 알고리즘을 개발하고자 한다.

그러므로 이 논문에서는 위와 같은 목적으로 개발된 “compressive MUSIC” 알고리즘을 소개하고자 하며, 이 알고리즘을 통해 기존의 압축센싱 알고리즘 혹은 배열 신호처리 알고리즘을 다중채널 압축센싱 문제에 적용할 때 생기는 문제점을 극복할 수 있다.

III. 압축 MUSIC 알고리즘의 소개

먼저, 정규 다중측정벡터 모델을 정의하도록 하자.

측정된 r 개의 측정벡터 $B \in R^{m \times r}$ 와 센싱 행렬 $A \in R^{m \times n}$ 에 대해서 다중채널 압축센싱 문제는 다음과 같은 최적화 문제로 나타내어지며

$$\text{minimize } \|X\|_0 \text{ subject to } B = AX$$

여기에서 $m < n$ 이고 B 의 행들은 일차독립인 것으로 가정한다. 즉 $\text{rank}(B) = r$ 이다. 임의의 복수 측정벡터문제는 특이값분해와 같은 방법을 통해 정규측정벡터문제로 쉽게 변환할 수 있다. 앞으로 $\text{supp}X := \{i \in \{1, \dots, m\} : X^i \neq 0\}$ 으로 정의하기로 하며 정규다중측정벡터 문제를 다루는 것으로 한다. 여기서 X^i 는 행렬 X 의 i 번째 행을 의미한다.

[정리 1] [5,10] (MUSIC 판정기준)

일차독립인 측정벡터 r 개가 행렬 $B \in R^{m \times r}$ 를 통해 주어져 있다고 가정하고, 입력 신호의 행렬 $X \in R^{n \times r}$ 은 $\|X\|_0 = r$ 을 만족하며 $r < m$ 이라고 가정하자. 추가로 센싱 행렬 $A \in R^{m \times n}$ 의 행들이 일반위치에 존재한다고 가정하자. 이러한 조건을 만족하는 경우 모든 $j \in \{1, \dots, m\}$ 에 대해 j 가 $\text{supp}X$ 에 속할 필요충분조건은

$$Q^* a_j = 0$$

이다. 여기에서 $Q \in R^{m \times (m-r)}$ 의 행은 정규직교계(orthonormal set)를 이루며 $Q^* B = 0$ 을 만족한다.

압축센싱의 이론적 토대를 확립하기 위해 쓰인 개념 중 대표적인 것에는 제한된 거리보존성(RIP, restricted isometry property)이 있다. 이는 다음과 같이 정의된다.

[정리 2] 제한된 거리보존성

어떤 상수 $0 < \delta_k^L, \delta_k^R < 1$ 에 대하여 센싱 행렬 $A \in R^{m \times n}$ 이 부등식

$$(1 - \delta_k^L) \|x\|^2 \leq \|Ax\|^2 \leq (1 + \delta_k^R) \|x\|^2$$

을 $\|x\|_0 \leq k$ 인 모든 벡터 $x \in R^n$ 에 대해 만족하는 경우 행렬 $A \in R^{m \times n}$ 는 k -제한거리보존성을 갖는다고 정의한다.

위의 MUSIC 판정기준에서는 $\text{rank}(B) = \|X\|_0$ 을 가정하고 있다. 따라서 $\text{rank}(B) < \|X\|_0$ 인 경우는 $\text{supp}X$ 를 정확히 판정할 수 없는 문제점을 가지고 있다. 그렇지만 MUSIC 판정기준은 일반적인 경우에 다음과 같이 확장될 수 있다.

(보조정리 2) [1]

행렬 A 가 $0 < \delta_{2k-r+1}^L < 1$ 을 만족하고 $\|X\|_0 = k$ 를 만족한다고 가정하자. X 의 0이 아닌 행들이 일반위치에 있다고 가정할 경우

$$\text{spark}(Q^*A) = k - r + 1$$

이 성립한다.

위의 보조정리와 같은 조건 상에서, X 가 부등식

$$\|X\|_0 < \frac{\text{spark}(A) + \text{rank}(B) - 1}{2}$$

를 만족하는 $AX = B$ 의 해인 경우, X 는 다중측정벡터문제 (1)의 유일한 해임을 알 수 있으며, 위 식의 오른쪽 값은 다중측정벡터문제 (1)의 이론적인 l^0 한계와도 일치함을 살펴볼 수 있다. 보조정리 2를 활용하여 우리는 다음과 같은 일반화된 MUSIC 판정기준을 유도할 수 있으며, 이는 $r < k$ 인 경우로도 MUSIC 판정기준을 확장할 수 있게 해준다.

[정리 3] (일반화된 MUSIC 판정기준)

보조정리 2에서와 같은 조건을 가정하자. 이 경우 $k-r$ 개의 원소로 이루어진 $\text{supp}X$ 의 임의의 부분집합 I_{k-r} 이 주어졌다고 가정하자. 이때 모든 $j \in \{1, \dots, n\} \setminus I_{k-r}$ 에 대해 $j \in \text{supp}X$ 가 될 필요충분조건은

$$\text{rank}(Q^*[A_{I_{k-r}} \quad a_j]) = k - r \quad (3)$$

로 주어진다. 여기서 $A_{I_{k-r}}$ 는 인덱스가 I_{k-r} 에 속하는 A 의 행들로 이루어진 행렬을 의미한다.

(증명) spark의 정의와 보조정리 2에 의해 임의의 $k-r$ 개로 이루어진 임의의 인덱스 집합 I_{k-r} 에 대해 $\text{rank}[Q^*A_{I_{k-r}}] = k-r$ 이 성립하게 된다. 이로 인해 식 (3)은 $Q^*a_j = Q^*A_{I_{k-r}}x_{k-r}$ 을 만족하는 벡터 $x_{k-r} \in R^{k-r}$ 이 존재하는 것과 필요충분조건임을 알 수 있다.

(충분성) $a_j - A_{I_{k-r}}x_{k-r} \in N(Q^*) = R(B)$ 이므로 $a_j - A_{I_{k-r}}x_{k-r} = A\tilde{x}$ 이고 $\text{supp}\tilde{x} \subset \text{supp}X$ 인 벡터

$\tilde{x} \in R^n$ 이 존재하게 된다. A 의 RIP 조건으로 인해 $\|y\|_0 \leq 2k-r+1$ 인 벡터 y 는 오직 0밖에 없으며, 이로 인해 $\{j\} \cup I_{k-r} \subset \text{supp}X$ 임을 알 수 있다.

(필요성) 임의의 $x_{k-r} \in R^{k-r}$ 에 대해 $Q^*[a_j - A_{I_{k-r}}x_{k-r}] \neq 0$ 이라고 가정하자. 이는 $a_j - A_{I_{k-r}}x_{k-r} \notin R(B)$ 임을 의미한다. $\{p_i\}_{i=1}^{r-1} = \text{supp}X \setminus (I_{k-r} \cup \{j\})$ 으로 두면, $X_p c = 0$ 이 성립하는 0이 아닌 벡터 c 가 존재한다. 여기서 X_p 는

$$X_p = [x_{p_i, j}]_{i, j=1}^{r-1, r} \in R^{(r-1) \times r}$$

와 같이 정의된다. X 의 0이 아닌 행들은 일반위치에 있으므로, 위의 벡터 c 에 대해 $\|Xc\|_0 = k-r+1$ 이 성립하리 치되며 $\text{supp}(Xc) = \{j\} \cup I_{k-r}$ 을 만족한다. $j \in \text{supp}X$ 이고 $AXc \in R(B)$ 이므로 $x_{k-r} \in R^{k-r}$ 이고 $a_j - A_{I_{k-r}}x_{k-r} \in R(B)$ 가 성립하게 되는 벡터 x_{k-r} 이 존재한다. 이는 가정에 모순이다. (증명 끝)

위의 정리는 $k-r$ 개의 $\text{supp}X$ 에 속해 있는 인덱스를 알고 있는 경우 나머지 r 개의 남은 인덱스를 정확히 구할 수 있는 방법을 제시하고 있으며, $k=r$ 인 경우만 적용될 수 있던 MUSIC 판정기준을 $k < r$ 인 경우에도 일반화할 수 있는 방법을 제시하고 있다. 그러나 식 (3)은 측정자료 B 에 잡음이 추가된 경우 Q 를 추정하는 과정에서 오차가 발생되며, 이에 민감하다는 단점이 발생하게 된다. 따라서, 이와 동등한 다음의 조건이 좀 더 실제 적용에서는 효율적이라고 할 수 있다.

[따름정리 4]

보조정리 2 혹은 정리 3과 같은 조건을 가정하자. 이 때 $j \in \{1, \dots, n\}$ 에 대해 j 가 $\text{supp}X$ 에 속할 필요충분조건은

$$a_j^* Q [I - P_{Q^*A_{I_{k-r}}}] Q^* a_j = 0 \quad (4)$$

이며 여기에서 $P_{A_{I_{k-r}}}$ 은 $A_{I_{k-r}}$ 의 열로 형성되는 부분공간으로의 직교사영행렬을 의미한다.

(증명) 보조정리 2에 의해 $\text{rank} Q^*A_{I_{k-r}} = k-r$ 이 성

립하므로 식 (3)은

$$\det[Q^* A_{I_{k-r}}, Q^* a_j]^* [Q^* A_{I_{k-r}}, Q^* a_j] = 0$$

과 필요충분조건이다.

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} A_{I_{k-r}}^* & Q \\ a_j^* & Q \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Q^* A_{I_{k-r}}, Q^* a_j \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} A_{I_{k-r}}^* \\ a_j^* \end{bmatrix} Q Q^* \begin{bmatrix} A_{I_{k-r}}, a_j \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} A_{I_{k-r}}^* P_{R(Q)} A_{I_{k-r}} & A_{I_{k-r}}^* P_{R(Q)} a_j \\ a_j^* P_{R(Q)} A_{I_{k-r}} & a_j^* P_{R(Q)} a_j \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (5)$$

이고 여기에서 $\det[A_{I_{k-r}}^* P_{R(Q)} A_{I_{k-r}}] > 0$ 이 되며 이는 $\text{rank } Q^* A_{I_{k-r}} = k - r$ 에 의해 성립된다.

이로 인해 행렬 (5)의 행렬식이 0이 될 조건은

$$\begin{aligned} &a_j^* P_{R(Q)} a_j \\ &- a_j^* P_{R(Q)} A_{I_{k-r}} (A_{I_{k-r}}^* P_{R(Q)} A_{I_{k-r}})^{-1} A_{I_{k-r}}^* P_{R(Q)} a_j \end{aligned}$$

의 행렬식이 0이 되지 않을 조건과 동등하게 된다. 위의 행렬은

$$a_j^* P_{R(Q)} a_j - a_j^* Q P_{R(A^* A)} Q^* a_j = a_j^* Q (I - P_{R(Q^* A_{I_{k-r}})}) Q^* a_j$$

와 같으므로 식 (4)는 $j \in \text{supp } X$ 가 될 필요충분조건이 된다. (증명 끝)

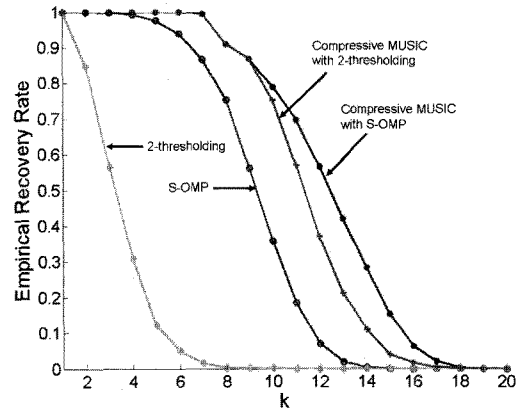
위의 결과로부터 우리는 압축 MUSIC 알고리즘을 제안할 수 있으며 이는 다음과 같은 과정을 통해 수행된다.

1. $\text{supp } X$ 에 속하는 $k - r$ 개의 인덱스들을 thresholding이나 혹은 S-OMP와 같은 기존의 압축센싱 알고리즘을 통해 구한다.
2. I_{k-r} 을 1에서 구한 인덱스들의 집합으로 정의하고 $S = I_{k-r}$ 로 둔다.
3. I_{k-r} 에 속하지 않는 모든 $j \in \{1, \dots, n\}$ 에 대해 $\eta(j) = a_j^* Q [I - P_{Q^* A_{I_{k-r}}}] Q^* a_j$ 를 계산한다.
4. 위에서 구한 $\eta(j)$ 들을 가장 작은 것부터 증가하는 순서로 배열하여 최초의 r 개에 대응되는 인덱스를 S 에 추가한다.

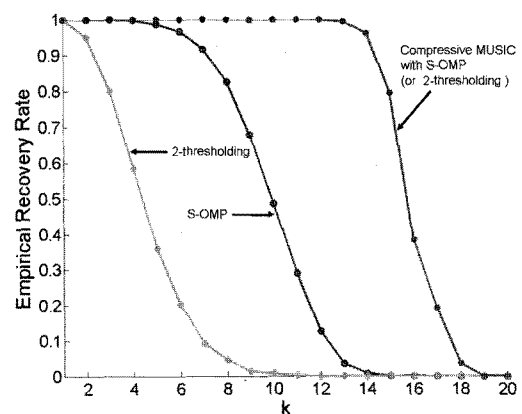
IV. 실험

이 장에서는 압축 MUSIC 알고리즘의 성능을 살펴보기 위한 실험결과를 제시하고자 한다. 새로운 압축 MUSIC의 알고리즘을 기존의 압축센싱 알고리즘과 비교하였으며 특히 thresholding이나 S-OMP와의 비교작업을 수행하였다. 기존의 MUSIC 알고리즘은 $r < k$ 인 경우에는 압축센싱 알고리즘에 비해 복원확률이 낮으므로 여기서는 비교하지 않았다. 실험 과정에서는 추정된 인덱스가 실제 X 의 support와 일치할 경우를 성공으로 간주하였으며, 성공률은 5000회의 실험을 평균하여 계산하였다. 실험에 사용된 매개변수들은 다음과 같이 주어졌다 : $m = 30, n = 100, k \in \{1, \dots, 20\}$ 이고 $r = 8, 16$ 으로 두었다.

$r = 1$ 일 때 압축 MUSIC의 성능은 기본적으로 2-thresholding이나 S-OMP와 같은 기존의 압축센싱 알고리즘의 성능과 같다. r 의 값을 8로 증가시킬 경우, (그림 1)은 압축 MUSIC의 성능이 기존의 압축센싱 알고리즘보다 좋음을 보여주고 있다. r 의 값이 16으로 증가될 경우 (그림 2)는 압축 MUSIC의 성능은 확률적인 앙상블보다는 결정론적



(그림 1) $n=100, m=20, r=8, 30\text{dB}$ 에서의 실험결과



(그림 2) $n=100, m=20, r=16, 30\text{dB}$ 에서의 실험결과

인 양상을 보여주고 있으며, 기존의 압축센싱 알고리즘과는 다르게 l^0 한계치에도 비교적 가까워지는 모습을 보여주고 있다.

V. 결론

이 논문에서 우리는 압축 MUSIC 알고리즘을 제시하였으며 이는 기존의 알고리즘들보다 상당히 높은 성능을 보여줌을 확인하였다. 압축 MUSIC 알고리즘은 $k-r$ 개의 support 내에 있는 인덱스를 기존의 압축센싱 알고리즘으로 추정하였고, 나머지 r 개의 인덱스를 일반화된 MUSIC 판정기준에 따라서 추정하였다. 이 논문에서는 이에 따른 이론적인 분석과 수치적 실험 결과를 제시하였으며 이를 통해 압축 MUSIC 알고리즘이 r 이 support의 개수 k 에 근접하면서 l^0 한계치에 근접함을 살펴볼 수 있었으며, r 이 10에 가까워지는 경우에는 기존의 압축센싱 알고리즘의 성능에 근접함을 살펴볼 수 있었다.

압축센싱 알고리즘과 배열신호처리는 그 동안 다중측정법터 문제를 접근하는 방법들로서 활용되어 왔으며, 압축센싱 알고리즘은 확률적인 양상을 나타내고, 배열신호처리 알고리즘을 통한 접근은 결정론적인 양상을 나타내는 특성이 있다. 이 논문에서 제시한 압축 MUSIC 알고리즘은 기존의 극단적 접근 대신에 위의 서로 다른 두 방법을 결합하여 새로운 최적의 방법을 개발하였다는 데에 큰 의미를 둘 수 있다.

참고 문헌

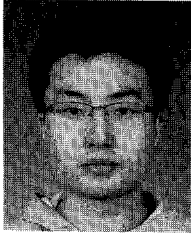
- [1] M.F. Duarte, S. Sarvotham, D. Baron, M. B. Wakin and R.G. Baraniuk, "Distributive compressed sensing of jointly sparse signals," in Asilomar Conf. Signals, Sys., Comput., pp.1537-1541, 2005.
- [2] K. P. Pruessmann, M. Weiger, M. B. Scheidegger and P. Boesiger, "SENSE: sensitivity encoding for fast MRI," Magnetic Resonance in Medicine, Vol.42, No.5, pp.952-962, 1999.
- [3] A. Joshi, W. Bangerth, K. Hwang, J. C. Rasmussen and E. M. Sevick-Muraca, "Fully adaptive FEM based fluorescence optical tomography from time-dependent measurements with illumination and detection," Medical Physics, Vol.33, pp.1299, 2006.
- [4] H. Krim, M. Viberg and C. Schmidt, "Two decades of array signal processing research," IEEE Signal Processing Magazine, Vol.13, No.4, pp.67-94, 1996.

- [5] P. Feng, "Universal minimum sampling and spectrum-blind reconstruction for multiband signals," Ph D. Dissertation, University of Illinois, Urbana-Champaign, 1997.
- [6] J. Chen and X. Huo, "Theoretical results on sparse representations of multiple measurement vectors," IEEE Trans. on Signal Processing, Vol.54, No.12, pp.4634-4643, 2006.
- [7] Y. Eldar, "Rank awareness in joint sparse recovery," Arxiv:1004.4529, 2010.
- [8] Y. C. Eldar and H. Rauhut, "Average case analysis of multichannel sparse recovery using convex relaxation", IEEE Trans. on Information Theory, Vol.56, No.1, pp.505-519, 2010.
- [9] G. Tang and A. Nehorai, "Performance analysis for sparse support recovery," IEEE Trans. on Information Theory, Vol.56, No.3, pp.1383-1399, 2010.
- [10] R. Schmidt, "Multiple emitter location and signal parameter estimation," IEEE Trans on Antennas and Propagation, Vol.34, No.3, pp.276-280, 1989.
- [11] J. M. Kim, O. K. Lee and J. C. Ye, "Compressive MUSIC: A missing link between compressive sensing and array signal processing," Arxiv: 1004.4398, 2010.



김종민

1999년 2월 한국과학기술원 수학과 학사.
 2001년 2월 한국과학기술원 수학과 응용수학전공 석사.
 2007년 8월 한국과학기술원 수리과학과 박사.
 2007년 9월~2008년 8월 한국과학기술원 자연과학연구소
 연수연구원.
 2008년 9월~2009년 8월 국가수리과학연구소 박사후연
 구원.
 2009년 9월~2010년 2월 한국과학기술원 정보전자연구소
 연수연구원.
 2010년 3월~현재 한국과학기술원 바이오및뇌공학과 연
 구교수.
 <관심분야> Compressive sensing, 샘플링 이론, 조화해
 석학



이 옥 균

2007년 2월 한양대학교 전자전기컴퓨터 공학부 학사.
2009년 2월 한국과학기술원 전자및전기공학부 석사.
2009년 3월~현재 한국과학기술원 바이오및뇌공학과 박사과정.

〈관심분야〉 compressive sensing, neuroimaging, diffuse optical tomography



예 종 철

1993년 2월 서울대학교 제어계측공학과 학사.
1995년 2월 서울대학교 제어계측공학과 석사.
1999년 6월 Purdue University, Ph.D. Electrical and Computer Engineering.
1999년 3월~2001년 1월 Univ of Illinois at Urbana-Champaign, Postdoc.
2001년~2003년 Philips Research, New York, Senior Member Research Staff.
2003년~2004년 7월 GE Global Research, New York, Senior Engineer.
2004년 8월~현재 한국과학기술원 바이오및뇌공학과 조교수/부교수.

〈관심분야〉 Compressive sensing, biomedical imaging, neuroimaging, statistical signal processing