

# Sparse 채널에서 최소평균오차 경계값 분석을 통한 채널 추정 기법의 성능 비교

김현수\* 학생회원, 김재영\*, 박건우\*, 최영관\*\*©, 정재학\*

## Performance evaluation of estimation methods based on analysis of mean square error bounds for the sparse channel

Hyeonsu Kim\* Student member, Jaeyoung Kim\*, Gunwoo Park\*, Youngkwan Choi\*\*©, Jaehak Chung\*

### 요 약

본 논문에서는 sparse 채널에서 대표적인 채널 추정 기법들의 오차 성능을 비교 및 분석한다. 오차 성능을 비교하기 위해 크라머-라오 경계를 이용하여 최소평균자승오차 추정기법의 하한 경계를 구하고 이를 정합 추적 기법의 상한 경계와 분석한다. 분석 결과로부터 추정 탭 개수와 신호 대 잡음비에 따라 기존에 sparse 채널에서 효율적인 추정기법으로 알려진 정합 추적 기법보다 최소평균자승오차 추정기법의 오차가 적을 수 있음을 보인다. 레일리 페이딩 분포를 갖는 두 개의 sparse 채널에 대한 전산모의실험 결과 신호 대 잡음비에 따라 두 추정 기법의 오차 성능이 반전되는 경우를 보였다.

**Key Words** : sparse channel, channel estimation, matching pursuit, mmse estimation

### ABSTRACT

In this paper, we evaluate and analyze representative estimation methods for the sparse channel. In order to evaluate error performance of matching pursuit(MP) and minimum mean square error(MMSE) algorithm, lower bound of MMSE is determined by Cramer-Rao bound and compared with upper bound of MP. Based on analysis of those bounds, mean square error of MP which is effective in the estimation of sparse channel can be larger than that of MMSE according to the number of estimated tap and signal-to-noise ratio. Simulation results show that the performances of both algorithm are reversed on the sparse channel with Rayleigh fading according to signal-to-noise ratio.

## I. 서 론

무선통신 시스템의 데이터 전송신호는 채널을 통과하면서 다중경로 전파, 도플러 퍼짐 등에 의해 왜곡되어 수신단에 전달된다. 이러한 왜곡은 데이터 검출 오류를 증가시키므로 보상할 필요가 있으며 이를 위해서는 채널을 추정하여야 한다. 기존의 전역 해를 구하는 채널 추정 기법은 참조신호 기반의 기법과 블라인드 기법으로 크게 분류된다[1]. 참조신호 기반의 추정기법은 송수신단에서 알고 있는 훈련 시퀀스를 전송하여 채널을 추정하는 방법으로 수렴시간이 필요 없고 채널 추정 오류가 크더라도 오류 전파가 발생하지 않으나 데이터 전송량이 줄어든다는 단점이 있고, 대표적으로 최소

자승(LS, least square) 추정과 최소평균자승오류(MMSE, minimum mean square error) 추정 기법이 있다. 블라인드 기법은 참조신호 없이 복조 결과를 근거로 하여 적응적으로 채널을 추정하는 방법으로 참조신호를 필요로 하지 않기 때문에 데이터 전송량 상의 손실이 없으나 수렴시간을 필요로 하며 채널 추정 오류가 클 때 잘못된 값으로 수렴될 수 있다는 단점이 있다. 이를 보완하기 위해 부분적으로 참조신호를 전송하는 방법을 사용하고 있다[2][3]. 대표적인 블라인드 기법에는 최소평균자승(LMS, least mean square) 추정과 반복 최소자승(RLS, recursive least square) 추정 기법이 있다.

그러나 이러한 전역 해를 구하는 채널 추정 기법들은 균등 탭 지연 모델로 볼 때 많은 영 탭이 포함된 시간 영역 응

\* 본 연구는 방위사업청과 국방과학연구소의 지원으로 수행되었습니다. (계약번호 UD100002KD)

\*인하대학교 전자공학과 무선이동통신연구실(khs00@inha.edu, jchung@inha.ac.kr)

\*\*한국수자원공사

©교신저자 music@kwater.or.kr

접수일자 : 2012년 4월 20일, 수정완료 일자 : 2012년 5월 14일, 최종 게재확정일자 : 2012년 6월 19일

답을 갖는 sparse 채널에 대해서는 효율적이지 않다[4][5]. Sparse 채널 응답은 시간 영역에서 응답 성분이 고르게 분포하지 않기 때문에 전체 탭에 대한 채널 추정값은 잡음에 의한 영향이 크게 남는다. 이러한 문제점을 극복하기 위해 sparse 채널을 위한 채널 추정 기법들이 제안되었다[6][7]. Sparse 채널 추정 기법은 응답 성분이 존재하는 탭에 대해서만 지역 해를 구하기 때문에 응답성분이 존재하지 않는 영 탭에 대한 추정으로부터 오는 추정오류를 피할 수 있다는 장점이 있다[8]. 그러나 대표적인 sparse 채널 추정기법인 정합추적(MP, matching pursuit) 기법은 지배적인 탭의 추정 개수와 채널 응답의 형태 그리고 신호 대 잡음비(SNR, signal-to-noise ratio)에 따라 오차 성능이 달라지기 때문에 전역 해를 구하는 채널 추정 기법보다 오차가 항상 작다고 할 수 없다.

따라서 본 논문에서는 지배적인 탭 추정 개수, 채널 응답 형태, SNR에 따라 각 채널 추정 기법으로부터 평균자승오차의 상하한 경계를 분석함으로써 각 채널 추정 기법의 오차 성능을 비교하고 평가한다. 전산모의실험을 통해 각 채널 추정 기법의 오차 성능이 탭 추정 개수와 채널 응답 형태, SNR에 따라 달라지는 것을 보였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서 채널 추정 알고리즘에 대해 설명하고, III장에서 각 추정 기법의 경계값을 분석한다. 그리고 IV장에서 전산모의실험 결과를 설명하고, V장에서 결론을 맺는다.

## II. 채널 추정 알고리즘

본 장에서는 채널 추정 기법에 앞서 시스템 모델을 설명하고 기존의 전역 해를 구하는 대표적인 추정 기법인 MMSE 추정 기법과 지역 해를 구하는 대표적인 sparse 추정 기법인 MP 추정 기법을 설명한다.

### 1. 시스템 모델

Sparse 채널 응답은 다중경로에 의한 지연 프로파일을 가지며 최대 지연구간 내에 소수의 지배적인 응답 성분들을 포함하는 형태이며 대표적인 sparse 채널로는 HDTV(high definition television) 채널과 수중음향채널이 있다[5][9].

채널 응답이  $L$ 개의 다중경로 응답으로 이루어졌을 때 채널 임펄스 응답  $h(t)$ 는 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$h(t) = \sum_{l=0}^{L-1} \alpha_l \delta(t - \tau_l), \quad (1)$$

여기서  $\alpha_l$ 과  $\tau_l$ 은 각각  $l$ 번째 경로의 응답 크기와 지연시간을 의미하고,  $\delta(\cdot)$ 는 Dirac delta 함수이다. 채널모델을

간소화하기 위해 유한한 길이의 채널 충격응답을 갖는 단일 사용자 시스템을 가정하고, 기저대역 필터링 이후의 표본화된 신호값에 대해 고려한다. 그러면 채널 임펄스 응답  $h(t)$ 는 다음과 같이 기저대역 등가 채널 벡터  $\mathbf{h}$ 로 쓸 수 있다.

$$\mathbf{h} = \{h(0) \ h(1) \ \dots \ h(N-1)\}^T, \quad (2)$$

여기서  $N$ 은 추정하는 채널 벡터의 길이이며 심볼 간격을  $T_s$ 라 할 때 추정 채널이 최대 지연 응답을 모두 포함하기 위해서  $NT_s > \max\{\tau_l\}$ 로 가정한다. 그러면 수신신호 벡터  $\mathbf{r} = \{r(0) \ r(1) \ \dots \ r(M-1)\}^T$ 은 채널 벡터  $\mathbf{h}$ 와 훈련 시퀀스 벡터로 이루어진 길쌈행렬  $\mathbf{S} = [\mathbf{s}_{N-1} \ \mathbf{s}_{N-2} \ \dots \ \mathbf{s}_0]$  그리고 잡음 벡터  $\mathbf{n} = \{n(0) \ n(1) \ \dots \ n(M-1)\}^T$ 을 이용하여 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$\mathbf{r} - \mathbf{n} = \mathbf{S}\mathbf{h}, \quad (3)$$

$$\begin{pmatrix} r(0) \\ r(1) \\ \vdots \\ r(M-1) \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} n(0) \\ n(1) \\ \vdots \\ n(M-1) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} s(0) & s(-1) & \dots & s(-N+1) \\ s(1) & s(0) & \dots & s(-N+2) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ s(M-1) & s(M-2) & \dots & s(M-N) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} h(0) \\ h(1) \\ \vdots \\ h(N-1) \end{pmatrix}$$

여기서  $M$ 은 수신신호 벡터의 길이이고,  $N$ 은 추정하는 채널 벡터의 길이로 실제 채널 응답의 길이보다 길다고 가정한다. 훈련 시퀀스 벡터는 첫 번째 탭을 기준으로 길쌈행렬을 구성할 때  $\mathbf{s}_j = \{s(j-N+1) \ s(j-N+2) \ \dots \ s(j-N+M)\}^T$ 가 되고,  $s(k)$ 는  $k$ 번째 전송심볼을 의미한다. 다음 절에서는 모델링된 채널을 추정하기 위한 MMSE와 MP 추정 알고리즘에 대해 설명한다.

### 2. MMSE 추정 알고리즘

MMSE 알고리즘은 전역 해를 구하는 방법으로 복잡도는 낮으면서도 LS 알고리즘에 비해 잡음 기여도가 적기 때문에 sparse 추정 알고리즘과 비교를 위해 선택하였다. MMSE 해는 평균자승오차(MSE, mean square error),  $E\{|\hat{\mathbf{h}} - \mathbf{h}|^2\}$ 를 최소화시키는 값으로 구해지며 추정을 위한 선형 연산 행렬을  $\mathbb{C}$ 라 할 때 추정벡터  $\hat{\mathbf{h}}$ 는 다음과 같다.

$$\hat{\mathbf{h}} = \mathbb{C}\mathbf{r}. \quad (4)$$

그러면  $\hat{\mathbf{h}}$ 는 수신벡터  $\mathbf{r}$ 을 선형방정식  $\mathbb{C}$ 에 투영한 값이라고 볼 수 있기 때문에 투영되지 않은 값인 추정 오류  $\boldsymbol{\epsilon} = \hat{\mathbf{h}} - \mathbf{h}$ 가 수신벡터의 Hermitian 벡터인  $\mathbf{r}^H$ 에 직교가 되

는  $\mathbf{C}$ 를 선택할 때 MSE를 최소화할 수 있으며 이를 식으로 표현하면 다음과 같다[10].

$$E(\epsilon \mathbf{r}^H) = E[(\mathbf{C}\mathbf{r} - \mathbf{h})\mathbf{r}^H] = 0. \quad (5)$$

해를 구하기 위한 연산 행렬  $\mathbf{C}$ 는 상수항으로 이루어졌기 때문에 식 (5)을  $\mathbf{C}$ 에 대하여 정리하면 다음과 같다.

$$\mathbf{C} = E[\mathbf{r}\mathbf{r}^H]^{-1}E[\mathbf{h}\mathbf{r}^H], \quad (6)$$

여기서 잡음이 영 평균 백색 가우시안이고,  $E[\mathbf{h}\mathbf{h}^H] = \mathbf{I}$ 라 가정하면 식 (6)은 자기상관행렬과 길쌈행렬로 표현할 수 있고  $\mathbf{C}$ 에 대하여 다음과 같이 계산할 수 있다.

$$\mathbf{C} = \mathbb{R}_{\mathbf{r}\mathbf{r}}^{-1}\mathbf{S}^H = [\mathbf{S}^H\mathbf{S} + \sigma_n^2\mathbf{I}_N]^{-1}\mathbf{S}^H, \quad (7)$$

여기서  $\sigma_n^2$ 는 잡음의 분산값이고,  $\mathbf{I}$ 는 단위행렬을 나타낸다. 이 때 구해진  $\mathbf{C}$ 를 이용하여 다음과 같이 MMSE 추정 채널 벡터  $\mathbf{h}_{mmse}$ 를 구할 수 있다.

$$\mathbf{h}_{mmse} = [\mathbf{S}^H\mathbf{S} + \sigma_n^2\mathbf{I}_N]^{-1}\mathbf{S}^H\mathbf{r}, \quad (8)$$

여기서  $[\cdot]^+$ 는 의사역행렬로 추정을 위해 사용되는 길쌈행렬  $\mathbf{S}$ 가 정방행렬이 아닐 경우 단일 행렬(singular matrix)이 되어 역행렬이 존재하지 않기 때문에 적용된다.

### 3. 정합추적(MP) 추정 알고리즘

MP 알고리즘은 기저선택 문제로 모델로부터 지역 해를 구하는 방법으로 전역 해를 구하는 방법 중 하나인 최소자승 추정기법보다 더 정확하고 복잡도는 더 낮은 방법이다[11]. MP 알고리즘은 모든 참조벡터를 집합으로 놓고 미리 정한 지배적인 탭의 개수만큼 반복하여 순차적으로 최적 해를 찾으려 하면서 구해진 해로부터 해당 참조벡터를 제거하기 때문에 응답 성분이 존재하지 않는 영 탭에 대한 연산에 의한 오차를 피할 수 있다. MP 알고리즘에서의 비용함수는 참조벡터 집합 내에 있는 참조벡터와 수신벡터의 정합도가 되며 정합도가 클수록 지배적인 응답 성분을 갖는 탭으로 결정하고 이에 대한 탭 개수를 찾음으로써 채널의 응답성분을 구한다.

정합도를 이용하여  $k$ 번째 지배적인 탭의 인덱스  $p_k$ 를 찾는 방법을 식으로 표현하면 다음과 같다[7].

$$p_k = \arg \max_i \frac{|\mathbf{s}_i^H \mathbf{b}_{k-1}|}{\|\mathbf{s}_i\|^2}, \quad (9)$$

$$i = 0, \dots, N-1, \quad i \neq p_{k-1},$$

여기서  $\mathbf{s}_i$ 는  $i$ 번째 훈련 시퀀스 벡터이고  $\|\cdot\|$ 은 유클리디안 놈을 의미한다. 그리고  $\mathbf{b}_{k-1}$ 는 시험벡터로서  $\mathbf{b}_0 = \mathbf{r}$ 이고, 식 (10)과 같이 값을 갱신한다. 이는 시험벡터로부터 이전에 찾은 탭의 관련 값들을 제거하는 과정에 해당한다.

$$\mathbf{b}_k = \mathbf{b}_{k-1} - \frac{(\mathbf{s}_{p_k}^H \mathbf{b}_{k-1})\mathbf{s}_{p_k}}{\|\mathbf{s}_{p_k}\|^2}. \quad (10)$$

식 (9)와 (10)의 연산은 찾고자 하는 탭의 개수  $P$ 개까지 반복되며 선택된 탭의 인덱스 집합을  $I_P = \{p_1, p_2, \dots, p_P\}$ 이라 할 때 MP 추정 채널 벡터  $\mathbf{h}_{MP} = \{h_{MP}(0), h_{MP}(1), \dots, h_{MP}(N-1)\}$ 는 다음과 같다.

$$h_{MP}(j) = \begin{cases} \frac{\mathbf{s}_{p_k}^H \mathbf{b}_{k-1}}{\|\mathbf{s}_{p_k}\|^2}, & j \in I_P \\ 0 & j \notin I_P \end{cases}, \quad (11)$$

그러므로  $\mathbf{h}_{MP}$ 는 지배적인  $P$ 개의 성분과 영으로 설정된 성분들로 이루어진 벡터가 된다. 예를 들어  $j \in I_P = \{1, 3, N-2\}$ 라 하면  $\mathbf{h}_{MP} = \{0, h_{MP}(1), 0, h_{MP}(3), 0, \dots, 0, h_{MP}(N-2), 0\}$ 인 벡터가 된다.

## III. 경계값 분석에 따른 MSE 비교

MP 알고리즘은 Greedy 알고리즘의 하나로서 순차적으로 지역 해를 구하기 때문에 sparse 채널 추정에 효과적으로 알려져 있다[5][6]. 그러나 MP 알고리즘은 지배적인 탭을 우선적으로 추정함으로써 의도적으로 잡음 기여도가 낮은 탭을 추정하지만 추정 해는 부분적 LS 해라고 할 수 있다. LS 해는 MMSE 해보다 오차가 크기 때문에 부분적 LS 해를 얻는 MP 알고리즘은 지배적인 탭의 개수를 선택함에 따라 MMSE 추정 결과보다 오차가 커질 가능성이 있다. 따라서 본 논문에서는 sparse 채널에서 MP 추정 결과와 MMSE 추정 결과의 오차가 존재할 수 있는 가능성을 경계값 분석을 통해 도출하며, 경계값 분석을 위해 크래머-라오 경계값(CRB, Cramer-Rao bound)을 적용한다.

CRB를 구하기 위해서는 피서 정보 행렬(FIM, Fisher Information Matrix)을 구해야 한다. 정규조건이 성립한다고 가정할 때 통계 파라미터 벡터  $\mathbf{h}$ 에 대해 피서 정보 행렬은 다음과 같이 정의된다[1].

$$\begin{aligned} \mathcal{J}(\mathbf{h}) &= E \left\{ \left[ \frac{\partial \ln p(\mathbf{r}, \mathbf{h})}{\partial \mathbf{h}^*} \right] \left[ \frac{\partial \ln p(\mathbf{r}, \mathbf{h})}{\partial \mathbf{h}^*} \right]^H \right\} \\ &= E \left\{ E \left\{ \left[ \frac{\partial \ln p(\mathbf{r}|\mathbf{h})}{\partial \mathbf{h}^*} \right] \left[ \frac{\partial \ln p(\mathbf{r}|\mathbf{h})}{\partial \mathbf{h}^*} \right]^H \middle| \mathbf{h} \right\} \right\} \\ &+ E \left\{ \left[ \frac{\partial \ln p(\mathbf{h})}{\partial \mathbf{h}^*} \right] \left[ \frac{\partial \ln p(\mathbf{h})}{\partial \mathbf{h}^*} \right]^H \right\}, \end{aligned} \quad (12)$$

여기서  $(\cdot)^*$ 는 공액 복소를 의미한다. 추정파라미터 벡터  $\mathbf{h}$ 에 대해 바이어스 되지 않은 추정을  $\hat{\mathbf{h}}$ 라 할 때 CRB는 다음과 같이 FIM의 역을 이용하여 정의된다.

$$E \{ [(\hat{\mathbf{h}} - \mathbf{h})(\hat{\mathbf{h}} - \mathbf{h})^H] \} \geq \mathcal{J}(\mathbf{h})^{-1}. \quad (13)$$

식 (12)에 시스템 모델 식 (3)을 적용하여 식 (13)의 우변을 다시 쓰면 CRB는 다음과 같다[12].

$$E \{ [(\hat{\mathbf{h}} - \mathbf{h})(\hat{\mathbf{h}} - \mathbf{h})^H] \} \geq \left[ \frac{1}{\sigma_n^2} E[\mathbf{S}^H \mathbf{S}] + \rho_h^2 \mathbf{I} \right]^{-1}, \quad (14)$$

여기서  $\rho_h^2 = E \left[ \left| \partial \ln p_h(h) / \partial h^* \right|^2 \right]$  이고, 레일리이 페이딩(Rayleigh fading) 채널의 경우  $\rho_h^2 = 1/\sigma_h^2$  이 되며  $\sigma_h^2$ 은 채널 벡터의 총 전력이다. 그리고  $\sigma_n^2$ 은 잡음 전력이다. 이때 혼련 시퀀스의 전력을  $\sigma_s^2$ 라 하면 평균자승오차(MSE, mean square error)는 식 (14)를 이용하여 다음 식과 같이 쓸 수 있다.

$$MSE[\mathbf{h}_{MMSE}] \geq \frac{\sigma_n^2}{\sigma_n^2 \rho_h^2 + N \sigma_s^2}. \quad (15)$$

MP 채널 추정 기법은 순차적 기저 선택 알고리즘이기 때문에 비선형 연산을 수행하므로 경계값에 대한 결정식을 구하는 것은 어렵다. 대신에 검출 탭의 개수가 1일 때 최대 오차 경우(worst-case)가 되므로 영 탭에서의 오차는 잡음의 영향이라는 사실을 이용하여 MP의 MSE 상한을 근사적으로 구하면 다음과 같다.

$$MSE[\mathbf{h}_{MP}] \leq \frac{\sigma_n^2}{\sigma_n^2 \rho_h^2 + \sigma_s^2} + \frac{N-1}{N}. \quad (16)$$

그림 1은 식 (15)과 (16)을 이용하여  $N=40$ 일 때 SNR에 따른 MSE의 경계를 나타낸 것이다. MMSE의 하한 경계는 식 (15)에서도 알 수 있듯이 SNR에 따라 지수함수적으로 일정하게 감소하지만 MP 추정 기법의 상한 경계는 특정  $(N-1/N)$ 으로 수렴하게 된다. 그리고 MMSE의 하한 경계와 MP의 상한 경계 사이의 영역이 존재한다는 점에서 추정

기법 간에 MSE 성능 우위가 바뀔 수 있음을 예측할 수 있다. 이 성능 비교 결과를 다음 전산모의실험 절에서 보인다.

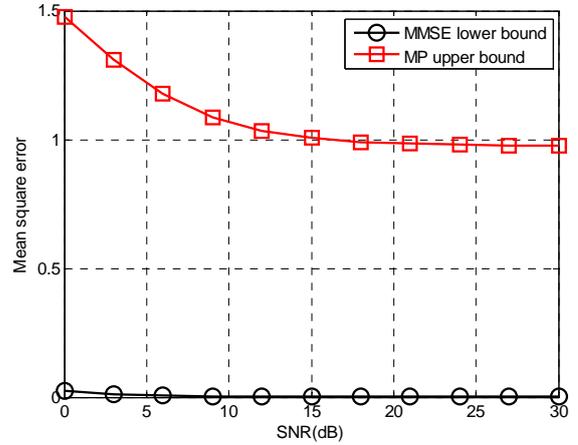
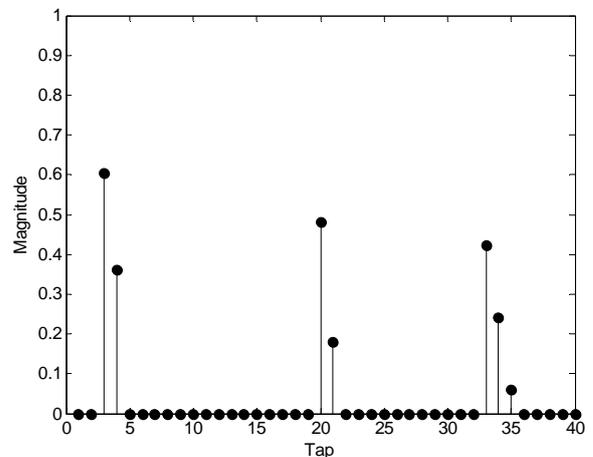


그림 1. MMSE의 MSE 하한 경계와 MP의 MSE 상한 경계

#### IV. 전산 모의실험 결과

MMSE와 MP 채널 추정 기법의 오차 성능을 알아보기 위해 그림 2에 나타낸 두 개의 sparse 채널 응답을 이용하여 전산 모의실험을 수행하였다. (a)는 3개의 인접한 응답 성분 그룹으로 나타나는 형태로 수중음향채널에서 직접파, 해수면 반사파, 해저면 반사파 그리고 잔향음으로 인해 나타나는 형태를 적용한 것이며, (b)는 응답성분들이 전체적으로 고루 퍼진 sparse 형태로 HDTV 채널에서 주로 나타나는 형태를 적용한 것이다. 전체 탭 수는 40개로 응답성분을 갖는 탭은 7개로 설정하였다. 각 채널 응답은 레일리이 페이딩 분포를 가지며 참조벡터로서 79개의 BPSK 심볼로 이루어진 혼련 시퀀스 벡터를 이용하였다. 그리고 MP 추정 기법의 경우 검출하는 탭 개수를 1, 2, 4, 7개로 각각 설정하였다.



(a)

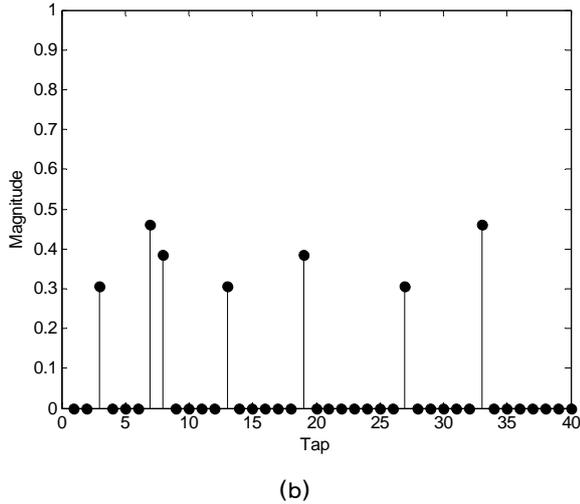


그림 2. 전산 모의실험에 사용된 sparse 채널 응답  
(a) 수중음향채널 형태 (b) HDTV 채널 형태

그림 3의 (a)와 (b)는 각각 그림 2의 (a)와 (b)의 채널 응답에서 SNR에 따른 채널 추정 결과의 MSE다. 십자 모양으로 마크된 곡선은 MMSE 추정채널의 MSE 성능 곡선이며 MP 추정벡터의 MSE는 검출하는 탭 수를 다르게 적용하여 구하였다. 원 모양으로 마크된 곡선은 검출 탭 개수가 1개 일 때, 사각형 모양은 2개 일 때, 삼각형 모양은 4개 일 때, 역삼각형 모양은 7개 일 때 MSE 성능 곡선이다. 눈꽃 모양으로 마크된 곡선은 MP 기법의 MSE 상한 경계이며, 다이아몬드 모양으로 마크된 곡선은 MMSE의 MSE 하한 경계이다.

낮은 SNR에서는 검출 탭의 개수에 상관없이 MP 기법이 MMSE보다 낮은 MSE를 갖는다. 그러나 SNR이 증가함에 따라 MP 기법의 MSE는 특징값에 의해 포화되는 형태를 보이며 검출 탭 개수가 1, 2, 4, 7개 일 때 그림 2(a) 채널에서는 각각 0.51, 0.28, 0.08, 0.03으로 수렴하고, 그림 2(b)의 채널에서는 각각 0.63, 0.41, 0.17, 0.04로 수렴한다. MMSE의 MSE는 SNR이 증가함에 따라 단조감소하기 때문에 MP의 MSE와 성능이 교차되는 것을 확인할 수 있으며 그림 2(a)의 채널에서는 검출 탭 개수가 1, 2, 4개인 MP의 MSE 곡선과 각각 12, 15, 23 [dB]에서 성능이 교차되고, 그림 2(b)의 채널에서는 각각 10.5, 13, 18 [dB]에서 성능이 교차된다. 따라서 sparse 채널일지라도 SNR에 따라 MP 기법보다 MMSE 추정 기법이 더 오차 성능이 좋을 수 있음을 알 수 있다. 그리고 (a)와 (b)를 비교하면 서로 다른 채널 응답에서 MMSE 채널 추정 성능은 거의 같지만 MP 알고리즘의 경우는 채널 응답의 형태에 영향을 받기 때문에 채널 추정 성능이 달라진다는 점을 확인할 수 있다. 추가적으로 높은 SNR에서 MP 기법의 검출 탭 수가 실제 채널 응답 성분의 수와 같을수록 MSE가 작았으며 1개의 탭을 검출하는 경우는 SNR과 채널 응답 분포에 관계없이 가장 큰 MSE를 나타내었다. 따라서 높은 SNR에서 MP 알고리즘의 채널 추정 성능은 검출 탭 개수의 선택이 지배적인 영향을 가짐을 알 수 있다.

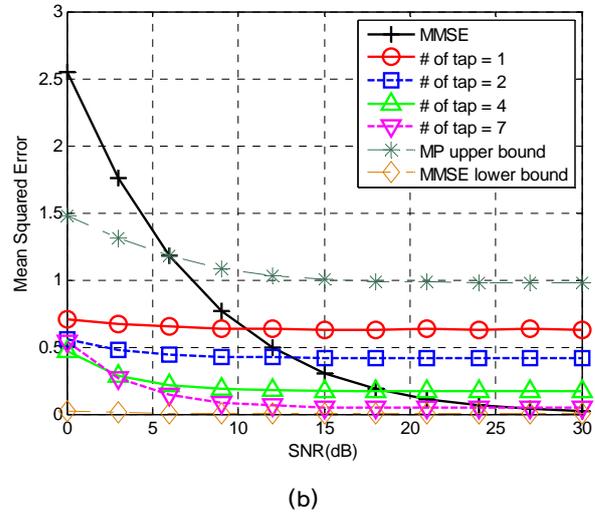
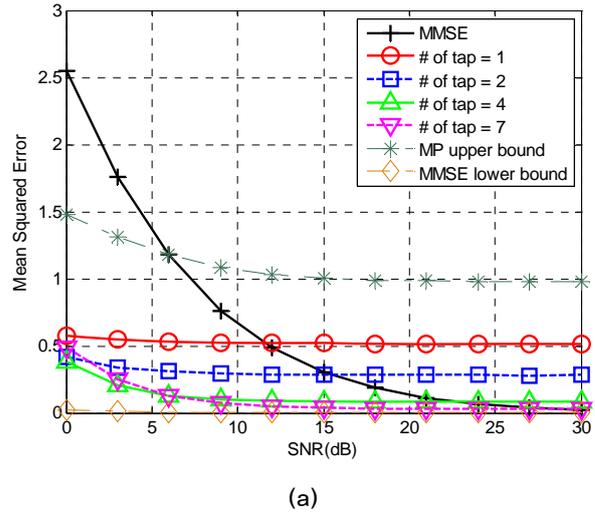


그림 3. 각 채널 추정 기법에 따른 MSE  
(a) 그림 2(a)의 채널을 이용한 결과  
(b) 그림 2(b)의 채널을 이용한 결과

## V. 결론

본 논문에서는 sparse 채널에서 대표적인 채널 추정 기법의 오차 성능을 분석하기 위해 MMSE 기법의 MSE에 대해 Cramer-Rao 경계를 구하고 대표적인 sparse 채널 추정 알고리즘인 MP 기법의 MSE 상한 경계와 비교하였다. 비교 결과 sparse 채널일지라도 MP 기법의 오차가 MMSE의 오차보다 클 수 있다는 것을 보였다. 전산모의실험 결과 레일리 페이딩 분포를 갖는 sparse 채널에서 추정 탭 수와 SNR에 따라 두 기법의 오차 성능이 반전될 수 있음을 보였다.

## 참고 문헌

[1] S. M. Kay, Fundamentals of statistical signal processing, vol.1, estimation theory, Prentice Hall, 1993, pp.379-476.  
[2] Z. Tang, R. C. Cannizzaro, G. Leus, and P. Banelli,

"Pilot-assisted time-varying channel estimation for OFDM systems," IEEE Transactions on signal processing, vol. 55, no. 5, pp.2226-2238, 2007.

[3] B. su, and P. P. Vaidyanathan, "A semi-blind pilot-assisted channel estimation algorithm in OFDM sysmtes," Signals, Systems and Computers, 2007., pp.1763-1767.

[4] C. R. Berger, Z. Wang, J. Huang, and S. Zhou, "Application of compressive sensing to sparse channel estimation," IEEE communications magazine, pp.164-174, Nov. 2010.

[5] C. R. Berger, S. Zhou, J. C. Preisig, and P. Willett, "Sparse channel estimation for multicarrier underwater acoustic communication: from subspace methods to compressed sensing," IEEE transactions on signal processing, vol. 58, no. 3, pp.1708-1721, 2010.

[6] C. Carbonelli, and U. Mitra, "A simple sparse channel estimator for underwater acoustic channels," OCEANS 2007, pp.1-6.

[7] G. Z. Karabulut, and A. Yongacoglu, "Sparse channel estimation using orthogonal matching pursuit algorithm," Vehicular Technology conference, 2004., vol. 6, pp.3880-3884.

[8] H. C. Song, "Time reversal communication in a time-varying sparse channel," JASA express letters, vol. 130, no. 4, pp.161-166, 2011.

[9] G. Hufford, "A characterization of the multipath in the HDTV channel," IEEE transactions on broadcasting, vol. 38, no. 4, pp.252-255, 1992.

[10] B. Sklar, Digital communications, 2nd ed., Prentice Hall, 2001, pp.155-156.

[11] Y. Liu, and K. K. Borah, "Estimation of fading channels with large possible delay spreads," Electronic Letters, vol. 39, no. 1, pp.130-131, 2003.

[12] L. Berriche, K. Abed-Meraim, and J. Belfiore, "Cramer-Rao bounds for mimo channel estimation," ICASSP 2004, vol. 4, pp.iv397-iv400.

**저자**

**김 현 수(Hyeonsu Kim)**



· 2008년 2월 : 인하대학교 전자공학과 학사 졸업  
 · 2010년 2월 : 인하대학교 전자공학과 석사 졸업  
 · 2010년 3월~현재 : 인하대학교 전자공학과 박사과정

<관심분야> : 위성통신, LTE-ADVANCED, SDR

**학생회원**

**김 재 영(Jaeyoung Kim)**



· 2010년 2월 : 인하대학교 전자공학과 학사 졸업  
 · 2011년 9월~현재 : 인하대학교 전자공학과 석사 과정  
 <관심분야> : 위성통신, UWB-CR, 군통신

**박 건 우(Gunwoo Park)**



· 2012년 2월 : 인하대학교 전자공학과 학사 졸업  
 · 2010년 3월~현재 : 인하대학교 전자공학과 석사과정  
 <관심분야> : 위성통신, 수중통신, 군통신

**최 영 관(Youngkwan Choi)**

**정희원**



· 2001년 2월 : 성균관대학교 전기전자컴퓨터공학부 학사졸업  
 · 2004년 2월 : 성균관대학교 석사졸업  
 · 2012년 2월 : 성균관대학교 박사졸업  
 · 2004년~현재 : 한국수자원공사

<관심분야> : 스마트 워터 그리드, 하수처리 시스템, 유무선 통신 네트워크

**정 재 학(Jaehak Chung)**



· 1988년 2월 : 연세대학교 전자공학과 학사졸업  
 · 1990년 2월 : 연세대학교 전자공학과 석사졸업  
 · 2000년 2월 : University of Texas at Austin, 전기전산학과 박사 졸업  
 · 2000년 3월~2001년 2월 : University of Texas at Austin, post doctoral fellow

· 2001년 3월~2005년 2월 : 삼성종합기술원 수석연구원  
 · 2005년 3월~현재 : 인하대학교 전자공학과 부교수

<관심분야> : 위성통신, LTE-ADVANCED, MIMO-OFDM