

# 거대 다중 안테나 시스템을 위한 넌컨벡스 압축센싱 기반 채널 정보 피드백 기법

김정현\*, 김인선\*, 박진수\*, 송홍엽°, 한성우\*\*

## Channel State Information Feedback Scheme Based on Non-Convex Compressed Sensing for Massive MIMO Systems

Jung-Hyun Kim\*, Inseon Kim\*, Jin Soo Park\*, Hong-Yeop Song°, Sung Woo Han\*\*

### 요약

본 논문은 거대 다중 안테나 시스템을 위한 넌컨벡스 압축센싱 기반 채널 상태 정보 피드백 기법을 제안한다. 제안하는 피드백 기법은 랜덤 벡터 양자화 방식과 결합하여, 피드백 양을 줄이면서 송신단에서 정확한 채널 정보를 획득할 수 있게 해준다. 또한, 측정값이 부정확하고 불완전하더라도 기존의 컨벡스 압축센싱 기반 채널 상태 정보 피드백 기법보다 더 적은 수의 측정값만으로 채널 상태 정보를 복구할 수 있다. 실험을 통해 제안하는 넌컨벡스 압축센싱 기반 피드백 기법이 기존의 압축센싱 기반 피드백 기법과 랜덤 벡터 양자화 피드백 기법에 비해 같은 피드백 양으로 더 높은 전송률을 제공함을 확인하였다.

**Key Words** : Massive MIMO, Compressed Sensing, CSI Feedback, FDD

### ABSTRACT

In this paper, we propose a non-convex compressed sensing(NCCS)-based channel state information(CSI) feedback scheme for massive multiple-input multiple-output(MIMO) systems. Combining the random vector quantization(RVQ), the proposed scheme permits a transmitter to obtain CSI with acceptable accuracy under substantially reduced feedback load. Furthermore, it recovers CSI from fewer measurements than that of existing convex compressed sensing(CCS)-based schemes even if the measurements are inaccurate and incomplete. Simulation results show that the proposed scheme achieves higher throughput than both existing CCS-based feedback scheme and random vector quantization(RVQ) feedback scheme with the same feedback load.

### 1. 서론

최근 주목받고 있는 거대 다중 안테나(massive MIMO, massive multiple-input multiple-output) 기술

은 5세대 무선 통신 시스템의 후보기술로 기지국에 무수히 많은 안테나를 사용하여 복잡한 ML(maximum likelihood) 수신기 없이 정합 필터(matched filter)와 빔형성(beamforming) 기법만으로 송신 안테나와 수신

\* This work was supported by EWRC program of Agency for Defense Development of Korea.

\*\* 본 연구 내용의 일부는 2015년 한국통신학회 통신정보 합동학술대회에서 발표되었습니다.

• First Author : School of Electrical and Electronic Engineering, Yonsei University, jh.kim06@yonsei.ac.kr, 학생회원

° Corresponding Author : School of Electrical and Electronic Engineering, Yonsei University, hysong@yonsei.ac.kr, 중신회원

\* School of Electrical and Electronic Engineering, Yonsei University, is.kim@yonsei.ac.kr, js.park09@yonsei.ac.kr, 학생회원

\*\* Agency for Defense Development, hansw79@add.re.kr, 정회원

논문번호 : KICS2015-02-033, Received February 13, 2015; Revised April 8, 2015; Accepted April 8, 2015

안테나 수의 곱만큼 신뢰도를 증가시킬 수 있다. 하지만 이러한 거대 다중 안테나의 장점은 완벽한 채널 상태 정보(CSI, channel state information)를 송수신단에서 알고 있을 때 가능하다<sup>1,2</sup>.

현재 UMTS, WCDMA, CDMA2000, LTE 등 다수의 통신 표준들은 주파수 분할 이중(frequency division duplex, FDD) 모드를 지원한다. 주파수 분할 이중 통신 시스템에서는 상향링크와 하향링크 간의 상호성(reciprocity)이 성립되지 않기 때문에 하향링크를 위해 수신단에서 채널을 추정하여 송신단에 피드백(feedback)하고 이 채널 정보를 이용하여 송신단은 정보를 전송하게 된다. 이때, 피드백 양을 줄이기 위해 채널 상태 정보를 양자화(quantization)하여 표현한 코드북 인덱스(codebook index)를 전송한다<sup>3,4</sup>. 이러한 랜덤 벡터 양자화(random vector quantization, RVQ) 기법은 송신단에서 불완전하고 부정확한 채널 상태 정보를 근거로 전송 방식을 정하게 되므로 데이터 수신 성공률은 감소한다.

채널 정보 피드백 양을 줄이기 위한 또 다른 기법으로 압축센싱(CS, compressed sensing)<sup>5,6</sup> 기반 피드백 기법이 있다<sup>7-10</sup>. 일반적으로 압축센싱 기법은 성긴(sparse) 속성을 갖는 신호를 상당히 높은 확률로 복원시킬 수 있음이 밝혀져 있다<sup>5,6</sup>. 이러한 특성으로 인해 다수의 안테나가 하나의 플랫폼(platform)에 밀집되어 채널 간 상관관계가 큰 거대 다중 안테나 시스템에서 피드백 양을 줄이기 위한 효과적인 기법으로 압축센싱이 주목받고 있다<sup>9</sup>. 압축센싱 기반 채널 상태 정보 피드백 기법에서 채널 복구 문제는 채널 추정 오류와 양자화 등으로 인해 넌컨벡스(non-convex) 문제가 된다. 이러한 문제를 컨벡스(convex) 최적화 알고리즘으로 해를 구할 경우 오차가 크게 발생한다. 따라서 본 논문에서는 넌컨벡스 압축센싱<sup>11-13</sup> 기반 채널 상태 정보 피드백 기법을 제안하고 기존의 코드북 기반 피드백 기법, 컨벡스 압축센싱 기반 피드백 기법 등의 성능을 비교 분석한다.

본 논문의 구조는 다음과 같다. II장에서는 거대 다중 안테나 시스템 모델을 정의하고, 압축센싱 기반 피드백 기법에 대해 소개한다. III장에서는 넌컨벡스 압축센싱 기법을 소개하고, 거대 다중 안테나 시스템을 위한 넌컨벡스 압축센싱 기반 피드백 기법을 제안한다. IV장에서는 결론으로 논문을 마친다.

## II. 시스템 모델

본 논문에서는 그림 1과 같이 점대점(point-to-point)

거대 다중 안테나 통신 시스템을 고려한다. 송신단의 안테나 수는  $N_t \gg 1$ , 수신단의 안테나 수는  $N_r \geq 1$  이다. 수신단에서는 채널 추정 기법을 통해 송수신단 간의 채널의 정보를 얻는다. 수신단은 이렇게 추정된 채널 정보를 압축하고  $B$ 비트로 양자화한다. 이 때, 양자화를 위하여 송수신단에서 사전에 모두 알고 있는 벡터 양자화 코드북(vector quantization codebook)<sup>13</sup>을 사용한다. 이 코드북  $\mathcal{C}$ 는  $2^B N_t$ -차원의 단위 norm 벡터들로 구성된다. 즉,  $\mathcal{C} \triangleq \{\mathbf{w}_1, \mathbf{w}_2, \dots, \mathbf{w}_{2^B}\}$ 이다. 수신단에서 압축과 양자화를 수행한 후 잡음이 존재하는 피드백 채널을 통해, 코드북 인덱스를 피드백한다. 이때, 신호대잡음비(SNR, signal-to-noise ratio) 또는 전송률(throughput)과 같은 성능 지표의 이득을 최대화하는 인덱스를 코드북으로부터 선택한다.

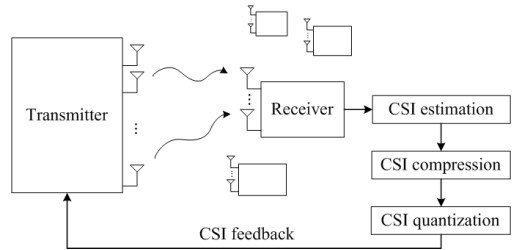


그림 1. 피드백이 유한한 다중 안테나 시스템 모델.  
Fig. 1. Finite-rate feedback MIMO system model.

### 2.1 공간적 상관관계를 갖는 MIMO 채널 모델

우리는 공간적 상관관계를 갖는 주파수 비선택적 페이딩 채널을 고려한다<sup>14</sup>. 채널 행렬은 다음과 같다.

$$\mathbf{H} = \frac{1}{\sqrt{\text{tr}(\mathbf{R}_r)}} \mathbf{R}_r^{1/2} \cdot \mathbf{H}_{iid} \cdot \mathbf{R}_t^{1/2}, \quad (1)$$

여기서  $\mathbf{H}_{iid}$ 는  $N_r \times N_t$  행렬로 각 원소가 표준 가우시안 분포를 갖는 복소수 랜덤 변수이다.  $\mathbf{R}_r$ 과  $\mathbf{R}_t$ 는 각각 수신단과 전송단의 채널 상관 행렬이다. 또한, 균일 사각 배열 안테나를 가정하고, 상관행렬로 Clarke 모델<sup>15</sup>을 사용한다. 즉,  $\mathbf{R}_r$  또는  $\mathbf{R}_t$ 의  $(i, j)$  원소( $i$ 번째와  $j$ 번째 안테나 간 상관계수)는

$$r_{ij} = J_0\left(\frac{2\pi d_{ij}}{\lambda}\right) \quad (2)$$

이다. 여기서  $J_0(\cdot)$ 는 0차 1종 Bessel 함수,  $d_{ij}$ 는  $i$ 번째와  $j$ 번째 안테나 간 거리,  $\lambda$ 은 반송파 파장이다.

식 (1)에서 주어진 채널 상관관계는 다음과 같이 채널 추정에 의한 불완전 채널 모델<sup>[16]</sup>로 표현될 수 있다.

$$\hat{\mathbf{H}} = \frac{1}{\sqrt{\text{tr}(\mathbf{R}_r)}} \mathbf{R}_r^{1/2} (\sqrt{1-\tau} \mathbf{H}_{iid} + \sqrt{\tau} \mathbf{E}) \mathbf{R}_t^{1/2}, \quad (3)$$

여기서  $\tau \in [0,1]$ 는 채널 추정의 정확도를 나타내는 상수이고,  $\mathbf{E}$ 는 채널 추정 오류 행렬이다.

### 2.2 압축센싱

압축센싱의 부호화는  $K$ -성감 특성을 갖는  $N \times 1$  신호 벡터를 랜덤 사영(random projection)<sup>[17,18]</sup>을 통해  $K \ll N$  개의 0이 아닌 성분을 포함하는  $M \ll N$  크기의 신호로 압축한다. 다양한 실제 시스템에서  $N \times 1$  신호 벡터가 자체로는  $K$ -성감 특성을 갖지 않는다 하더라도 다음과 같은 성감화 변환을 통해 성감 신호로의 표현이 가능하다.

$$\mathbf{s} = \Psi \mathbf{h}, \quad (4)$$

여기서  $\mathbf{s}$ 는 신호  $\mathbf{h}$ 의 성감 표현이고,  $\Psi$ 는  $N \times N$  성감화 행렬이다. 이 성감화 행렬로서 일반적으로 이산 코사인 변환(DCT, discrete cosine transform) 행렬, 이산 푸리에 변환(DFT, discrete Fourier transform) 행렬 등이 사용된다. 이러한 변환들은 직교(orthogonal) 성질을 갖는다. 즉,

$$\mathbf{h} = \Psi^T \mathbf{s} \quad (5)$$

이다. 여기서  $(\cdot)^T$ 는 전치행렬을 나타낸다.

이에 비해 보편적인 데이터 압축 기법에서는  $\mathbf{s}$ 의 0이 아닌 성분의 위치 정보가 계산되어 함께 부호화된다. 그러나 압축센싱에서는 이러한 오버헤드가 요구되지 않는다. 이는 목표 신호  $\mathbf{h}$ 가 신호  $\mathbf{s}$ 의 표현을 거치지 않고 다음과 같이 바로 측정벡터  $\mathbf{b}$ 로 변환되기 때문이다.

$$\mathbf{b} = \Phi \mathbf{h} = \Phi \Psi^T \mathbf{s} = \Theta \mathbf{s}, \quad (6)$$

여기서  $\Phi$ 는  $M \times N$  측정 행렬로 각 원소가 가우시안(Gaussian) 또는 베르누이(Bernoulli) 분포를 갖는다. 압축행렬  $\Theta$ 는 성감화 행렬  $\Psi$ 의 전치행렬과 측정행렬  $\Phi$ 의 곱으로 구해진다. 측정벡터  $\mathbf{b}$ 로부터 신호  $\mathbf{s}$ 를 복구하기 위해 복호기는 미지수의 개수( $N$ )보다 주어진 식의 개수( $M$ )가 더 작은 비결정 선형 시스템(underdetermined linear system)의 해를 구해야 한다. 이는 다음과 같은  $l_0$ -norm 최소화 문제로 표현된다.

$$\min_{\mathbf{s}} \|\mathbf{s}\|_0, \quad \text{s.t. } \Theta \mathbf{s} = \mathbf{b}, \quad (7)$$

여기서  $\|\cdot\|_0$ 는  $l_0$ -norm, 즉, 0이 아닌 성분의 개수를 의미한다. 만약 신호  $\mathbf{s}$ 가  $K$ -성감 특성을 갖는 신호이면 식 (7)의 문제는  $M \geq 2K$ 인 조건하에 유일한 해를 확률 1로 갖는다<sup>[17,18]</sup>.

### 2.3 압축센싱 기반 채널 상태 정보 피드백

전송단과 수신단에서 동일한 플랫폼을 사용하는 근접하게 배열된 거대 다중 안테나 시스템에서는 안테나 간의 상관관계 때문에 채널 상태 정보가 공간-주파수(spatial-frequency) 도메인에서 성감 신호 모델로 표현된다. 이에 근거하여 수신단에서 채널정보를 직접 보내는 대신 압축센싱 기법을 통해 채널정보를 압축하여 보낼 수 있다. 본 논문에서는 편의를 위해 채널 행렬  $\mathbf{H}$ 의 실수 성분과 허수 성분을 분리하여 각각 적용시킨다. 분리된  $\mathbf{H}$ 의 실수 성분 또는 허수 성분을 나타내는 채널 행렬을  $\tilde{\mathbf{H}}$ 로 표기한다.

압축센싱을 통한 채널 정보 압축을 위해 우선 행렬  $\tilde{\mathbf{H}}$ 를  $N_r N_t \times 1$  채널 벡터  $\mathbf{h}$ 로 변형한다. 식 (6)의 랜덤 사영으로 다음과 같이  $M \times 1$  측정벡터  $\mathbf{b}$ 를 얻는다.

$$\mathbf{b} = \Phi \mathbf{h}. \quad (8)$$

이때 압축률  $\eta = M/(N_r N_t)$ 는 전송단에서 채널 복구 시 요구되는 정확도에 따라 조절된다. 전송단과 수신단 모두 압축행렬  $\Theta$ 와 성감화 행렬  $\Psi$ 를 사전에 생성하여 공유하고 있으므로 전송단에서는 수신한 피드백으로부터 식 (7)과 (5)를 통해 채널 상태 정보를 복구할 수 있다. 식 (7)의  $l_0$ -norm 최소화를 사용한 신호 복구는 원래의 신호를 완벽하게 복원할 수 있지만 모드 경우의  $K$ -성감 벡터를 점검해야하는 NP-hard 문제가 되기 때문에 실용적이지 못하다.

Donoho<sup>[17]</sup>, Candes와 Tao<sup>[18]</sup> 등은 특정 조건(식 (9)의 조건) 하에서  $l_1$ -norm 최소화 문제가  $l_0$ -norm 최소화 문제와 동일한 해를 가짐을 보였다.  $l_1$ -norm의 계산은 simplex 알고리즘이나 interior point method 방식에 의해 풀리는 linear programming 문제가 된다. 따라서 다음과 같은  $l_1$ -norm 최소화 문제를 푸는 것으로 높은 확률로 신호를 완벽히 복원할 수 있다.

$$\min_{\mathbf{s}} \|\mathbf{s}\|_1, \quad \text{s.t. } \Theta \mathbf{s} = \mathbf{b}. \quad (9)$$

단, 식 (9)의 조건은  $M \geq CK \log(N/K)$ 이다. 여기서  $C$ 는 요구되는 성공 확률에 따라 정해지는 상수로

$N \rightarrow \infty$  일 때, 성공 확률이 상관없이 1의 값으로 수렴한다.

### III. 제안하는 년컨백스 압축센싱 기반 채널 상태 정보 피드백

#### 3.1 년컨백스 압축센싱

최근 [11-13]에서 년컨백스 압축센싱 기법으로 컨백스 압축센싱 기법보다 더 적은 수의 측정값으로부터 원래의 신호를 복원해낼 수 있음을 보였다. 또한 이때 측정값이 부정확하고 불완전하더라도 복원이 가능하다. 이러한 년컨백스 압축센싱 기법은 다음과 같이  $l_p$ -norm 최소화를 통해 신호를 복구한다.

$$\min_{\mathbf{s}} \|\mathbf{s}\|_p, \quad \text{s.t.} \quad \|\Theta\mathbf{s} - \mathbf{b}\|_2 \leq \epsilon, \quad (10)$$

여기서  $\|\cdot\|_p$ 는  $\|\mathbf{s}\|_p = \left(\sum_{j=1}^N |s_j|^p\right)^{1/p}$ ,  $0 < p < 1$ 로 표현되는 quasi-norm이고,  $\|\cdot\|_2$ 는  $\|\mathbf{x}\|_2 = \sqrt{\sum_i |x_i|^2}$ 로 표현되는  $l_2$ -norm이다. [19]에서 컨백스 방식( $p=1$ )보다 년컨백스 방식이 더욱 적은 수의 측정값으로 원래 신호를 완벽하게 복구하는 것을 다양한 실험을 통해 보였고, [20]에서 년컨백스 기법의 완벽한 신호 복구를 위한 측정값의 개수가 다음과 같은 조건으로 표현됨을 증명하였다.

$$M \geq C_1(p)K + pC_2(p)K \log(N/K), \quad (11)$$

여기서  $C_1(p)$ 과  $C_2(p)$ 는  $p$ 에 관한 함수로 표현되며, 측정신호의 크기  $M$ 은 식 (9)의 조건인  $CK \log(N/K)$  보다 작고 식 (7)의 조건인  $2K$ 에 근사한 값을 갖는다.

#### 3.2 년컨백스 압축센싱 기반 채널 상태 정보 피드백

실제 시스템에서 압축센싱 기반 채널 상태 정보 피드백 기법의 성능을 더욱 향상시키기 위해서 대표적인 두 가지 고려사항이 있다. 첫 번째는 양자화 오류이다. 피드백이 이루어지기 전에 수신단은 추정된 채널 정보를  $B$ 비트로 양자화한다. 이 양자화 레벨에 의해 식 (7)과 같은 최적화 문제를 풀어서 얻어지는 채널 정보가 불완전해질 수 있다. 두 번째는 잡음의 영향이다. 수신단에서 송신단으로 피드백이 전달될 때

잡음이 신호에 더해져 송신단은 부정확한 채널 정보를 획득하게 된다. 이러한 양자화 오류와 잡음의 영향을 극복하기 위해 년컨백스 압축센싱 기반 채널 상태 정보 피드백 기법을 제안한다. 제안하는 기법이 위의 두 가지 문제를 어떻게 해결하는지 그림 2의 기하학적 예를 통해 보인다.

그림 2-(a)에서 신호  $\mathbf{s}$ 는 canonical basis  $\mathbb{R}^2$ 에서 1-성길 벡터이다. 즉, 축  $e_1$ 과  $e_2$ 로 형성된 공간에서 신호  $\mathbf{s}$ 는 두 축 중 하나의 위에 존재한다. 식 (7)과 (9)의 제약조건은 선  $D_b = \{\mathbf{s} \in \mathbb{R}^2 : \Theta\mathbf{s} = \mathbf{b}\}$ 으로 표현되고, 이 선은 신호  $\mathbf{s}$ 와 두 축 중 하나의 위에서 접한다. 만약 양자화 오류와 잡음의 영향이 존재하지 않으면 컨백스 압축센싱 기반 피드백 기법( $l_1$ -ball)과 년컨백스 압축센싱 기반 피드백 기법( $l_p$ -ball)은 모두 정확한 해( $\mathbf{s} = \mathbf{s}_{l_0} = \mathbf{s}_{l_1} = \mathbf{s}_p$ )를 구한다.

그러나 양자화 오류와 잡음이 영향이 존재하는 경우에는 컨백스 압축센싱 기반 피드백 기법은 그림 2-(b)와 같이 잘못된 해를 구하게 된다. 반면 년컨백스 압축센싱 기반 피드백 기법은 양자화 오류와 잡음의 영향이 존재하더라도 정확한 해를 구할 수 있다. 그림 2-(b)에서 식 (10)의 제약조건이 두께  $2\epsilon$ 인 선  $D_b = \{\mathbf{s} \in \mathbb{R}^2 : \|\Theta\mathbf{s} - \mathbf{b}\|_2 \leq \epsilon\}$ 로 표현되어 있다. 이 영역이 양자화 오류와 잡음의 영향을 상쇄시켜준다.

본 논문에서는 식 (10)을 풀기위해서 iteratively reweighted least squares(IRLS) 기법<sup>[21,22]</sup>을 적용한다. 이 기법은  $l_p$ -norm을 직접 계산하는 대신 weighted  $l_2$ -norm을 반복적으로 계산함으로써 복잡도를 낮춘다. 반복적인 연산을 위하여 식 (10)을 다음과 같이 변형한다.

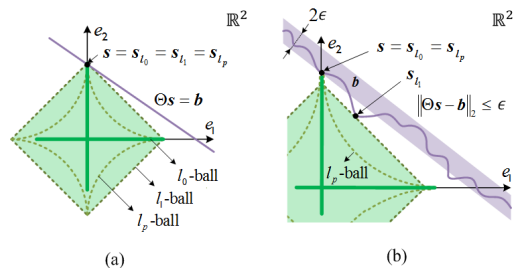


그림 2. 두 가지 경우에 대한 신호 복구의 기하학적 표현. (a) 양자화 오류와 잡음이 존재하지 않는 경우, (b) 양자화 오류와 잡음이 존재하는 경우.  
Fig. 2. Geometrical illustration of signal reconstruction in two cases: (a) a case without quantization error and noise, (b) a case with quantization error and noise.

$$\min_{\mathbf{s}} \frac{1}{2} \|\Theta \mathbf{s} - \mathbf{b}\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{s}\|_p^p. \quad (12)$$

또 이 식은 상수  $\delta$ 를 사용하여 다음과 같이 간략화 된다.

$$\min_{\mathbf{s} \in \mathbb{R}^n} \frac{1}{2} \|\Theta \mathbf{s} - \mathbf{b}\|_2^2 + \lambda \sum_{i=1}^n (s_i^2 + \delta)^{p/2}, \quad (13)$$

여기서 신호  $\mathbf{s}$ 의 임계점은 다음 식을 만족시킨다.

$$\left[ \frac{\lambda p s_i}{(\delta + s_i^2)^{1-p/2}} \right]_{1 \leq i \leq n} + \Theta^T (\Theta \mathbf{s} - \mathbf{b}) = 0. \quad (14)$$

위 식은 반복적으로 다음과 같이 계산된다.

$$\left[ \frac{\lambda p s_i^{(k+1)}}{(\delta_k + (s_i^{(k)})^2)^{1-p/2}} \right]_{1 \leq i \leq n} + \Theta^T (\Theta \mathbf{s}^{(k+1)} - \mathbf{b}) = 0, \quad (15)$$

또는 다음 식과 같이 표현될 수 있다.

$$\left( \Theta^T \Theta + \text{diag} \left( \left\{ \frac{\lambda p}{(\delta_k + (s_i^{(k)})^2)^{1-p/2}} \right\} \right) \right) \mathbf{s}^{(k+1)} - \Theta^T \mathbf{b} = 0. \quad (16)$$

위에서 설명한 넌컨버스 압축센싱을 위한 IRLS 기법이 다음 알고리즘 1에 요약되어 있다.

알고리즘 1. Iterative reweighted least squares(IRLS) algorithm for non-convex compressed sensing

**Input:**  $\Theta = \Phi \Psi^T$ ,  $\mathbf{b}$ ,  $0 < p < 1$ ,  $\lambda > 0$ .  
 1: Set a sequence of positive numbers  $\{\delta_k\}$  such that  $\lim_{k \rightarrow \infty} \delta_k = 0$ .  
 Initialize  $\mathbf{s}^{(0)} = \Theta^T \mathbf{b}$ .  
 2: **while** not converged ( $k=0,1,2,\dots$ ) **do**  
 3:  $\mathbf{s}^{(k+1)} =$   
 $\left( \Theta^T \Theta + \text{diag} \left( \left\{ \lambda p (\delta_k + (s_i^{(k)})^2)^{p/2-1} \right\} \right) \right)^{-1} \Theta^T \mathbf{b}$ .  
 4:  $\hat{\mathbf{s}} = \mathbf{s}^{(k+1)}$ .  
 5: **end while**  
**Output:**  $\hat{\mathbf{s}}$

#### IV. 실험결과 및 결론

본 장의 실험에서 우리는 공간적 상관관계를 갖는 거대 다중 안테나 채널 모델<sup>[11]</sup>을 가정하고, 랜덤 가우시안 측정행렬  $\Phi$ 과 DCT 성기화 행렬  $\Psi$ 를 사용한다. 제안하는 기법은 다양한 다중 안테나 시스템에 적용 가능하지만, 편의를 위해, 전송단에서 256개의 안테나를 사용하고 수신단에서 1개의 안테나를 사용하는 multiple-input single-output(MISO) 시스템을 고려한다. 성능비교를 위하여 우선 레일리 페이딩(Rayleigh fading) 채널 환경에서 유한한 피드백이 가능한 MISO 시스템을 가정한 [23]의 결과들을 살펴보고, 이를 기반으로 최적의 압축센싱 기법을 사용했을 때 얻어지는 평균 전송률을 유도한다.

송신단에서 채널 정보를 완벽하게 알고 있을 때 최적의 전송 기법은 채널 벡터  $\mathbf{h}$ 에 따른 빔포밍 (beamforming)이다. 이 때 채널 용량은 다음과 같다.

$$C_{CSIT}(P) = E_{\mathbf{h}} \left[ \log \left( 1 + \frac{P \|\mathbf{h}\|^2}{N_0} \right) \right]. \quad (17)$$

여기서  $P$ 는 전송 파워이고  $N_0$ 는 잡음의 파워이다.

송신단에서 채널 상태 정보 없이 페이딩의 분포만 알고 있는 경우의 최적의 전송 기법은 동일 파워 전송이다. 송신단의 안테나 수를  $N_t$ 개라고 할 때, 채널 용량은 다음과 같다.

$$C_{no-CSIT}(P) = E_{\mathbf{h}} \left[ \log \left( 1 + \frac{P \|\mathbf{h}\|^2}{N_t N_0} \right) \right]. \quad (18)$$

즉,

$$C_{no-CSIT}(P) = C_{CSIT} \left( \frac{P}{N_t} \right), \quad (19)$$

이므로 채널 상태 정보의 부재는  $10 \log_{10} N_t$ -데시벨 (decibel) 신호대잡음비 손실을 가져온다. 이러한 손실을 줄이기 위해 송신단에서는 유한한 피드백을 통해 부분적 채널 상태 정보를 제공한다. 대표적 기법인 RVQ를 사용한 경우 얻을 수 있는 평균 전송률은 다음과 같다.

$$R_{RVQ}(P) = E_{\mathbf{h}, \hat{\mathbf{h}}} \left[ \log \left( 1 + \frac{P \|\mathbf{h}\|^2}{N_0} \cos^2(\angle(\mathbf{h}, \hat{\mathbf{h}})) \right) \right] \approx E_{\mathbf{h}} \left[ \log \left( 1 + \frac{P \|\mathbf{h}\|^2}{N_0} \left( 1 - 2^{-\frac{B}{N_t-1}} \right) \right) \right] \quad (20)$$

여기서  $B$ 는 피드백 비트 수이다. 식 (20)의 증명은 [23]에 있다.

위의 결과들을 토대로 최적의 압축센싱 기반 피드백 기법을 사용한 경우 얻을 수 있는 평균 전송률을 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$R_{CS_{opt}}(P) \approx E_{\mathbf{h}} \left[ \log \left( 1 + \frac{P \|\mathbf{h}\|^2}{N_0} \left( 1 - 2^{-\frac{B/\eta}{N_t-1}} \right) \right) \right] \quad (21)$$

- 여기서  $\eta$ 는 압축센싱의 압축률이다. 성능을 비교할 기법들은 다음과 같다.
- 완벽한 채널 상태 정보를 송신단에서 아는 경우, 식 (17), Perfect CSIT.
  - 컨백스 압축센싱 기반 피드백 기법<sup>[9]</sup>, CCS in [9].
  - RVQ 피드백 기법<sup>[3]</sup>, RVQ w/o CS in [3].
  - 채널 상태 정보 없이 페이딩 분포만 송신단에서 아는 경우, 식 (19), No CSIT.
  - 최적의 압축센싱 피드백 기법을 사용한 경우, 식 (21), CS<sub>opt</sub> (Theoretical).
  - RVQ 피드백 기법을 사용한 경우, 식 (20), RVQ (Theoretical).
- 실험에서 설정한 파라미터들은  $\tau=0.1$ ,  $\eta=25\%$ ,  $p=0.1$ ,  $\lambda=1.25$ 이다.

그림 3은 피드백이 각각 20비트와 5비트로 제한되는 경우에 기법별 전송률(throughput) 비교를 보여준다. 두 경우 모두 제안하는 년컨백스 압축센싱 기반 피드백 기법이 컨백스 압축센싱 기반 피드백 기법<sup>[9]</sup>과 RVQ 피드백 기법<sup>[3]</sup> 보다 탁월한 성능을 가짐을 확인하였다. 여기서 주목할 점은 5비트 피드백의 경우 컨백스 압축센싱 기반 피드백 기법이 RVQ 피드백 기법보다도 더 열악한 성능을 가진다는 점이다. 이는 컨백스 압축센싱 기법이 심각한 양자화 오류를 극복하지 못함을 보여준다.

그림 4는 10비트 피드백이 가능한 거대 다중 안테나 시스템에서 RVQ 피드백 기법의 양자화로 인한 손실과 압축센싱을 통한 이득을 보여준다. 송신단에 완벽한 채널 상태 정보가 제공되는 경우 대비, 제한된 피드백으로 인한 신호대잡음비 손실이 약

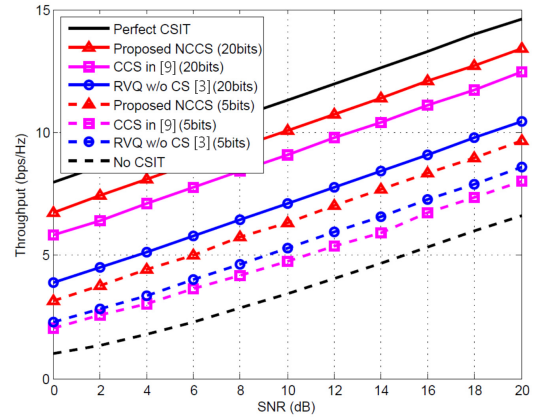


그림 3. 제안하는 년컨백스 압축센싱 기반 피드백 기법과 기존의 피드백 기법들의 신호대잡음비 대비 전송률 비교. Fig. 3. Throughput versus SNR for proposed NCCS and existing feedback schemes ( $N_t = 256$ ,  $N_r = 1$ ).

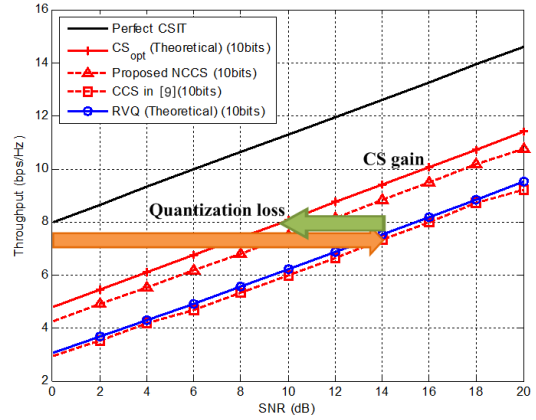


그림 4. RVQ 피드백 기법의 양자화 손실과 최적의 압축센싱 기반 피드백 기법의 압축센싱 이득. Fig. 4. Quantization loss of RVQ feedback scheme and CS gain of optimal CS-based feedback scheme ( $N_t = 256$ ,  $N_r = 1$ ).

$10 \log_{10} \left( 1 - 2^{-B/(N_t-1)} \right)$ -데시벨이다. 이 값은  $B$ 와  $N_t$ 에 의해 결정되므로 신호대잡음비가 증가하여도 일정한 간격의 양자화 손실로 표현된다. 이에 비해 최적의 압축센싱 기반 피드백 기법을 사용한 경우 RVQ 피드백 기법을 사용했을 때에 비해 약  $10 \log_{10} \left( \frac{1 - 2^{-B/(N_t-1)}}{1 - 2^{-B/(\eta(N_t-1))}} \right)$ -데시벨 만큼의 이득을 얻는다. 이는 신호대잡음비가 증가함에 따라 일정한 간격의 처리량 이득으로 표현된다. 그림 4로부터 제안하는 년컨백스 압축센싱 기반 피드백 기법을 사용할 경우 최적의 압축센싱 기반 피드백 기법을 사용할 때의 전송률에 매우 근접한 성능을 보임을

확인할 수 있다.

본 논문에서는 거대 다중 안테나 시스템을 위한 넌 컨벡스 압축센싱 기반 채널 상태 정보 피드백 기법을 제안하였다. 기존의 압축센싱 기반 피드백 기법들은 컨벡스 압축센싱에서 사용되는 신호 복구 알고리즘을 사용하고 있다. 그러나 채널 상태 정보 복구 문제는 채널 추정의 오류와 양자화 등으로 인해 넌컨벡스 문제가 된다. 따라서 컨벡스 최적화 알고리즘으로 해결 구할 경우 오차가 크게 발생한다. 제안하는 넌컨벡스 압축센싱 기반 피드백 기법은 이와 같은 성능 열화를 최소화하면서 피드백 양을 줄임으로써 완벽한 채널 상태 정보가 송신단에 제공되었을 때와 근사한 전송률을 얻을 수 있음을 확인하였다. 본 논문의 결과를 토대로 향후 추가 연구로서 (1) 제안하는 기법의 파라미터 최적화, (2) 다중 사용자 거대 다중 안테나 시스템<sup>24)</sup>에서 제안하는 방식의 성능평가, (3) IRLS 알고리즘 보다 더욱 효과적인 알고리즘의 제안 등을 고려할 수 있다.

### References

[1] T. L. Marzetta, "Noncooperative cellular wireless with unlimited numbers of base station antennas," *IEEE Trans. Wirel. Commun.*, vol. 9, no. 11, pp. 3590-3600, Nov. 2010.

[2] F. Rusek, D. Persson, B. K. Lau, E. G. Larsson, T. L. Marzetta, O. Edfors, and F. Tufvesson, "Scaling up MIMO: Opportunities and challenges with very large arrays," *IEEE Signal Process. Mag.*, vol. 30, no. 1, pp. 40-60, Jan. 2013.

[3] C. K. Au-Yeung and D. J. Love, "On the performance of random vector quantization limited feedback beamforming in a MISO system," *IEEE Trans. Wirel. Commun.*, vol. 6, no. 2, pp. 458-462, Feb. 2007.

[4] I.-G. Choi, H.-D. Nho, and C.-Y. Lee, "A codebook generation and search scheme for FDD downlink massive MIMO systems," *J. KICS*, vol. 38A, no. 08, Aug. 2013.

[5] E. Candes, J. Romberg, and T. Tao, "Robust uncertainty principles: Exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information," *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol. 52, no. 2, pp. 489-509, Feb.

2006.

[6] R. G. Baraniuk, "Compressive sensing," *IEEE Signal Process. Mag.*, vol. 24, no. 4, pp. 118-124, Jul. 2007.

[7] M. E. Eltayeb, T. Y. Al-Naffouri, and H. R. Bahrami, "Compressive sensing for feedback reduction in MIMO broadcast channels," *IEEE Trans. Commun.*, vol. 62, no. 9, pp. 3209-3222, Sept. 2014.

[8] H. Song, W. Seo, and D. Hong, "Compressive feedback based on sparse approximation for multiuser MIMO systems," *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. 59, no. 2, pp. 1017-1023, Feb. 2010.

[9] P. Kuo, H. T. Kung, and P. Ting, "Compressive sensing based channel feedback protocols for spatially-correlated massive antenna arrays," in *Proc. IEEE Wirel. Commun. Netw. Conf. (WCNC)*, pp. 492-497, Apr. 2012.

[10] Y.-G. Lim and C.-B. Chae, "Limited feedback precoding for correlated massive MIMO systems," *J. KICS*, vol. 39A, no. 07, Jul. 2014.

[11] R. Saab and O. Yilmaz, "A short note on non-convex compressed sensing," in *Proc. Sampling Theory and Appl. (SAMP TA)*, pp. 135-138, May 2009.

[12] R. Saab and O. Yilmaz, "Sparse recovery by nonconvex optimization instance optimality," *Appl. Comput. Harmonic Anal.*, vol. 29, no. 1, pp. 30-48, Jul. 2010.

[13] K. Kazimierczuk and V. Y. Orekhov, "A comparison of convex and nonconvex compressed sensing applied to multi-dimensional NMR," *J. Magnetic Resonance*, vol. 223, pp. 1-10, Oct. 2012.

[14] B. Nosrat-Makouei, J. G. Andrews, and R. W. Heath, Jr., "MIMO interference alignment over correlated channels with imperfect CSIT," *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 59, no. 6, pp. 2783-2794, Jun. 2011.

[15] E. Candes, J. Romberg, and T. Tao, "Robust uncertainty principles: Exact signal reconstruction from highly incomplete

frequency information,” *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol. 52, no. 2, pp. 489-509, Feb. 2006.

- [16] S. Wagner, R. Couillet, M. Debbah, and D. T. M. Slock, “Large system analysis of linear precoding in correlated MISO broadcast channels under limited feedback,” *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol. 58, no. 7, pp. 4509-4537, Jul. 2012.
- [17] D. L. Donoho, “Compressed sensing,” *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol. 52, no. 4, pp. 1289-1306, Apr. 2006.
- [18] E. Candes and T. Tao, “Near optimal signal recovery from random projections: universal encoding strategies?,” *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol. 52, no. 12, pp. 5406-5425, Dec. 2006.
- [19] R. Chartrand, “Exact reconstruction of sparse signals via nonconvex minimization,” *IEEE Signal Process. Lett.*, vol. 14, no. 10, pp. 707-710, Oct. 2007.
- [20] R. Chartrand and V. Staneva, “Restricted isometry properties and nonconvex compressive sensing,” *Inv. Probl.*, vol. 24, no. 3, pp. 1-14, 2008.
- [21] I. Daubechies, R. DeVore, M. Fornasier, and C. S. Gunturk, “Iteratively reweighted least squares minimization for sparse recovery,” *Commun. Pure Appl. Math.*, vol. 63, no. 1, pp. 1-38, Jan. 2010.
- [22] R. Chartrand and W. Yin, “Iteratively reweighted algorithms for compressive sensing,” in *Proc. IEEE Int. Conf. Acoust., Speech, Signal Process. (ICASSP)*, pp. 3869-3872, Apr. 2008.
- [23] N. Jindal, “MIMO broadcast channels with finite-rate feedback,” *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol. 52, no. 11, pp. 5045-5060, Nov. 2006.
- [24] M. Jung and S. Choi, “Optimal number of base station antennas and users in MF based multiuser massive MIMO systems,” *J. KICS*, vol. 38A, no. 08, Aug. 2013.

**김 정 현 (Jung-Hyun Kim)**



2006년 8월 : 연세대학교 전기  
전자공학과 졸업  
2008년 8월 : 연세대학교 전기  
전자공학과 석사  
2010년 7월~2013년 2월 : 한국  
전자통신연구원 연구원  
2013년 3월~현재 : 연세대학교  
전기전자공학과 박사과정

<관심분야> 통신공학, 정보이론, 부호이론, 분산저장시스템

**김 인 선 (Inseon Kim)**



2012년 8월 : 연세대학교 전기  
전자공학과 졸업  
2012년 9월~현재 : 연세대학교  
전기전자공학과 석박사 통합  
과정

<관심분야> 통신공학, 부호이론

**박 진 수 (Jin Soo Park)**



2009년 2월 : 연세대학교 전기  
전자공학과 졸업  
2009년 3월~현재 : 연세대학교  
전기전자공학과 석박사 통합  
과정

<관심분야> 통신공학, 부호이론, 전자전 통신



송 흥 엽 (Hong-Yeop Song)



1984년 2월 : 연세대학교 전자  
공학과 졸업

1986년 5월 : University of  
Southern California Dept.  
of EE. Systems 석사

1991년 12월 : University of  
Southern California Dept.  
of EE. Systems 박사

1992년 1월~1993년 12월 : Post-Doc Research  
Associate, University of Southern California Dept.  
of EE. Systems

1994년 1월~1995년 8월 : Senior Engineer, Qualcomm  
Inc., San Diego, California.

2002년 3월~2003년 2월 : Visiting Professor, University  
of Waterloo, Canada

1995년 9월~현재 : 연세대학교 전기전자공학과 교수  
<관심분야> 통신공학, 정보이론, 부호이론, 암호이  
론, 이산수학

한 성 우 (Sung Woo Han)



2000년 2월 : 충북대학교 컴퓨  
터공학과 공학박사

2001년 8월~2002년 8월 : 미  
육군무장연구소 교환연구원

1982년 10월~현재 : 국방과학연  
구소 수석연구원

<관심분야> 통신공학, 대전자전 통신, 군위성통신,  
Software Defined Radio, Cognitive Radio