

MMSE-DFE와 Sparse-DFE의 등화기 계수 가중치 결합을 이용한 ToV SNR 시간을 향상 기법

전성호 이재권 김정현 임중곤

KBS기술연구소 모바일/DTV연구팀

{jeonsh, breeze, brilliant, zkyim}@kbs.co.kr

요약

방송 서비스를 안정적으로 제공하기 위해서는 가시청시간을 안정적으로 확보하는 것이 중요하다. 이를 위해서는 수신단에서 ToV SNR 부근에서의 추가적인 margin을 확보하는 기술이 요구된다. 기존 방송 시스템은 안테나를 하나만 사용하는 수신 환경을 가정하고 있으므로, 본 논문에서는 하나의 안테나로부터 수신된 신호를 서로 다른 equalizer 기법 2가지를 동시에 적용하여 마치 2개의 수신 안테나부터 신호를 수신한 효과를 얻었고, 그 출력을 weight combining 하여 최종 SNR 이득을 높이는 기술을 제안하였다. 특히, equalizer 기법은 기존에 성능이 우수하다고 알려져 있는 MMSE-DFE 기술과 최근 큰 주목을 받고 있는 compressed Sensing 기반 sparse-DFE 기술을 동시에 사용하였다. Simulation을 통해서 MMSE-DFE 또는 sparse-DFE를 단독으로 사용하는 것보다 두 기법을 가중치 결합을 통해서 사용함으로써 가시청시간이 크게 향상되는 것을 확인하였다.

1. 서론

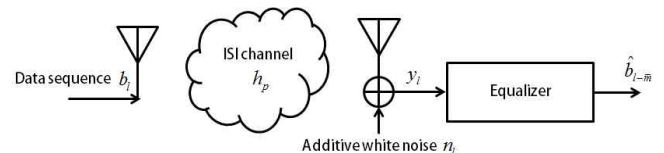
고정형 또는 이동형 방송 시스템에서 방송 커버리지를 확보함에 있어서 기준이 되는 것은 ToV(한계 수신 수준; Threshold of Visibility) SNR(신호 대 잡음비; Signal-to-Noise Power Ratio) 값이며, 통상 그 때의 신호 세기를 전계강도로 환산한 값을 기준으로 하며, 그 기준 값을 초과하는 통계적 빈도를 가시청장소율(location availability) 또는 가시청시간율(time availability)으로 규정하여 사용한다. 가령 FCC 규칙 Sections 73.699에서는 디지털 TV 서비스 커버리지 반경은 장소율 50%와 시간율 90%인 그래프로부터 계산한다고 정의되어 있다[1]. 이 때, ToV SNR은 이상적인 AWGN을 기준으로 정의하게 되는데, 그 결과 실제 fading channel에서 이를 달성하기 위해서는 전계강도 마진(margin)이 필요하다[2].

통신 시스템은 SNR이 높아지면 전송률도 이에 따라서 증가하지만, 방송 시스템은 전송률은 SNR과 무관하게 고정되어 있고, ToV SNR 이상에서는 시청이 양호한 특징이 있다. 결과적으로 높은 SNR을 획득하는 것보다는 ToV SNR을 넘기는 절대 비율을 높이는 기술이 안정적인 방송 커버리지를 확보하는 데 더 중요하다. 나아가 ToV SNR 대비 조금이라도 더 margin을 확보하는 것은 아침과 저녁, 맑은 날과 비오는 날, 사계절의 변화 등에 따라 시시각각 변하는 무선 채널 환경에서 안정성을 높이는 데 핵심적인 요소이다[3].

본 논문에서는 서로 다른 equalizer 기법을 동시에 활용하여 시간율의 margin을 더 획득할 수 있는 기법을 제안하였다. 보다 정확하게는 하나의 안테나로부터 수신된 신호를 유사한 성능을 가지는 서로 다른 equalizer 기법으로 filter tap coefficient를 생성하고, 생성된 coefficients를 weight combining하여 새로운 filter 하나로 구성한다. 결국, 수신된 신호는 이 하나의 filter만을 통과하게 되는데, combining 기법을 통해서 noise를 낮추는 이득을 얻게 되어 결과적으로 출력 SNR이 향상된다. 마치 서로 다른 안테나 2개로부터 수신된 신호를

combining 함으로써 최종 신호의 SNR이 향상되는 것과 맥락을 같이 하는데, 차이점은 물리적인 안테나 추가 없이 서로 다른 equalizer로 서로 다른 채널의 Path를 형성한다는 데 큰 장점이 있다. 이 때, 두 equalizer 기법 간에 성능이 유사해야 combining에 따른 성능 열화가 발생하지 않는데, 이를 위해서 본 논문에서는 기존에 우수하다고 알려진 MMSE-DFE 기법[4]과 Sparse-DFE 기법[5]을 활용하였다.

2. Inter-Symbol Interference 채널을 겪는 송수신 모델



[그림 1] ISI 채널을 겪는 Discrete-Time Domain에서의 송수신 시스템

무선 채널 환경에서는 각종 scatters가 존재하므로 송신된 신호가 multipath를 겪게 되어 반사(Reflection) 또는 회절(Refraction)이 발생한다. 자연히 서로 다른 경로차는 수신단에서 서로 다른 경로로부터의 time delay로 나타나게 된다. 이를 inter-symbol interference (ISI) channel 이라고 하고, time delay에 따른 개별 channel impulse response(CIR)의 집합을 h_m 라고 나타낸다. 여기서 최대 CIR 길이가 P 라는 말은, $K < 0$ 이거나 $L \geq P$ 인 경우에는 $h_l = 0$ 임을 의미한다. 결과적으로, discrete-time domain에서의 수신 신호는 식(1)과 같이 desired signal과 ISI terms로 구분하여 나타낼 수 있다.

$$y_l = h_m b_{l-m} + \sum_{p \neq m}^{P-1} h_p b_{l-p} + n_l \quad (1)$$

여기서 b_l 은 송신단에서 전송한 transmit symbol을 나타낸다. [그림 1]은 ISI 채널을 겪는 Discrete-Time Domain에서의 송수신 시스템을

나타낸다. 여기서 만약 P 가 유한(finite)하다면, Noise를 제외한 ISI channel은 finite impulse response (FIR) filter로 간주하여 모델링 할 수 있다. ISI는 일종의 Self-noise이다. 식(1)에 따르면, 수신 신호는 서로 다른 time delay를 겪고 도착한 P 개의 송신 데이터 심볼의 합으로 해석할 수 있다. 그러므로, noise가 전혀 없다($n_l = 0$)고 가정하더라도 간섭 신호는 존재하게 된다.

3. MMSE-DFE와 Sparse-DFE 기술

식(1)에서 나타낸 바와 같이, ISI terms 때문에 수신된 신호로부터 별도의 처리 없이 desired signal $s_l = b_{l-m}$ 을 깨끗하게 관찰하는 것은 어렵다. 따라서, desired signal을 정확히 복원하기 위해서는 ISI terms에 대한 제거 기술이 필수적이며, Decision-Feedback Equalizer (DFE) 등이 널리 사용된다. DFE를 위한 Equalizer Tap Coefficient를 구하기 위해서, 전체 Filter tap의 길이를 M , FBF tap의 길이를 N , training sequence의 길이를 Q 라고 하면, 우선 식(1)을 아래와 같이 matrix 형태로 다시 낼 수 있다.

$$\mathbf{b} = \mathbf{W}\mathbf{c}. \quad (2)$$

$$[Q \times 1] = [Q \times M][M \times 1]$$

여기서 수신 신호의 convolution matrix \mathbf{W} 와 desired signal vector \mathbf{b} 는 아래와 같이 정의된다.

$$\mathbf{W} = \begin{bmatrix} y_{M-1} & \cdots & y_N & b_{N-1} & \cdots & b_0 \\ y_M & & y_{N+1} & b_N & & b_1 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ y_{Q-1} & \cdots & y_{Q-M+N} & b_{Q-M+N-1} & \cdots & b_{Q-M} \end{bmatrix}, \quad (3)$$

$$\mathbf{b} = [b_N \quad b_{N+2} \quad \cdots \quad b_{Q-M+N}]^T. \quad (4)$$

여기서 $(\cdot)^T$ 는 transpose operator이고, FFF와 FBF의 coefficient를 나타내는 $M \times 1$ 벡터 $\mathbf{c} = [\mathbf{g} \quad -\mathbf{f}]^T$ 로 나타내었다. 통상 채널 추정이나 equalizer를 위해서는 송수신 단에서 모두 알고 있는 training sequence를 사용하므로 decision device의 출력 결과는 해당 시점의 training symbol이라고 가정할 수 있어, $\hat{b}_{l-m-1} = b_{l-m-1}, \dots, \hat{b}_{l-N+1} = b_{l-N+1}$ 로 완벽히 detection 하였다고 설정하였다.

3.1. MMSE-DFE (Minimum Mean Square Error Decision Feedback Equalizer) [4]

MMSE 기법은 desired signal과 equalized signal 간의 square error의 평균값이 최소가 되도록 equalizer tap coefficient를 정의하는 방법으로, 아래와 같이 나타낼 수 있다.

$$\mathbf{c}_{MMSE} = \arg \min_{\mathbf{c}} E[\|\mathbf{b} - \mathbf{W}\mathbf{c}\|_2^2]. \quad (5)$$

여기서 $\|\cdot\|_2$ 은 L_2 -norm을 의미한다. 식(5)의 해법은 Wiener-Hopf

solution으로부터 아래와 같은 식을 얻을 수 있다.

$$\mathbf{c}_{MMSE} = (\mathbf{W}^H \mathbf{W})^{-1} \mathbf{W}^H \mathbf{b}. \quad (6)$$

여기서 $(\cdot)^H$ 은 Hermitian operator, 즉 conjugate transpose를 의미한다.

3.2. Sparse-DFE (Compressed Channel Sensing based Decision Feedback Equalizer) [5]

Sparse-DFE는 최근 주목을 받고 있는 compressed sensing 기술을 equalizer에 접목한 기법이다[5]. 기존까지는 Nyquist-Shannon sampling 이론에 기반을 두고 관련 기술들이 발전해 왔는데, 미지수의 개수만큼 또는 그 이상의 방정식이 존재할 때만 unique solution이 존재한다는 것이 그 핵심이다. 하지만, 2000년대 중반, E.J. Candès, J. Romberg, and T. Tao에 의해서 특정 조건의 k -sparse 신호가 L_1 -minimization 문제로 unique solution이 존재함을 증명하였고[6][7], 이를 compressed sensing (CS) 기술이라고 한다[8].

Equalizer 필터를 추정함에 있어서 k -sparse 라는 말은, 필터 계수들 중 0이 아닌 값을 갖는 coefficient가 최대 k 개 존재한다는 말이며, 나머지 상당수의 coefficient는 0의 값을 갖는다는 것을 말한다. CS에서 k -sparse 값을 high probability로 복원하기 위해서는 식(8)과 같은 restricted isometry property (RIP) 조건을 만족해야 한다[14].

$$(1 - \delta_K) \|\mathbf{x}\|_2^2 \leq \|\mathbf{A}\mathbf{x}\|_2^2 \leq (1 + \delta_K) \|\mathbf{x}\|_2^2. \quad (7)$$

여기서 \mathbf{A} 는 Sensing Matrix, δ_K 는 RIP 조건을 만족하는 작은 값으로 Restricted Isometry constant라고 부르며, 최근 T. T. Cai, L. Wang, and G. Xu에 의해 $\delta_K < 0.307$ 라는 New Bound까지 밝혀져 있다[9].

식(3)으로부터 compressed channel sensing을 위한 최적화 문제를 세우면, 아래와 같다.

$$\mathbf{c}_{sparse} = \arg \min_{\mathbf{c}} \left[\frac{1}{2} \|\mathbf{b} - \mathbf{W}\mathbf{c}\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{c}\|_1 \right] \quad (8)$$

여기서 Lagrangian relaxation을 위한 상수이며, 식(6)과의 차이점은, 기존에는 L_2 -norm만 존재하는 L_2 optimization problem을 푸는 데 목적이 있으나, 식(8)은 object function의 L_2 -norm과 constraint의 L_1 -norm이 동시에 존재하는 L_1 - L_2 optimization problem 이라는 데 본질적인 차이가 있다.

식(8)의 solution을 획득하기 위한 다양한 신호 복원 알고리즘이 연구되어 OMP (Orthogonal Matching Pursuit) [10], ROMP (Regularized OMP) 등 다양한 알고리즘이 존재하며, 최근에는 noisy 환경에서 ‘Iterative Signal Recovery from Incomplete and Inaccurate Samples’로부터 해를 구할 수 있는 CoSaMP 기술이 Needell에 의해서 제안되었다[11]. 본 논문에서는 CoSaMP 기법을 사용하여 식(9)의 solution을 다음과 같이 구하고자 한다.

$$\mathbf{c}_{sparse} = \text{CoSaMP}(\mathbf{W}, \mathbf{b}, \varepsilon) \quad (9)$$

여기서, ε 은 CoSaMP algorithm의 iteration을 중단하기 위한 halting criterion을 의미한다.

식(9)의 unique solution을 위해서는 RIP 조건을 만족해야 한다. 만약 sensing matrix에 해당하는 \mathbf{W} 를 구성하는 원소가 Gaussian distribution을 따른다면, 주어진 training sequence의 길이 Q와 total filter tap의 길이 M에 대해서 최대 허용 가능한 sparsity k은 다음을 만족하여야 한다.[7]

$$M \geq \frac{\rho}{\epsilon} k \ln \left(\frac{Q}{k} \right) \quad (10)$$

여기서, \ln 은 밑이 e인 자연로그이며, ρ 는 constant이다. 또한, ϵ 는 $\delta_k < \epsilon$ 을 만족하는 상수이다.

4. Equalizer Tap Coefficients with Weight Combining

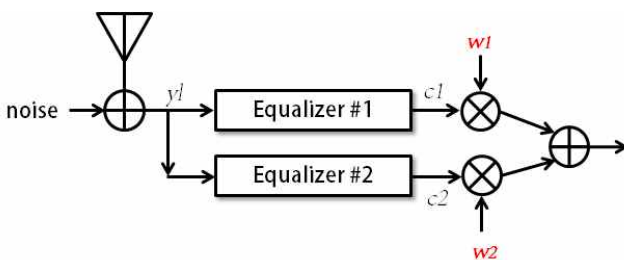
4.1. 이중 Equalizer 구조

MMSE-DFE와 Sparse-DFE 그 성능이 우수하다고 알려져 있으나[5], ToV SNR 근처에서는 모두 유사한 성능을 보여준다. 왜냐하면, ToV SNR 근처는 Noise에 의해서 성능이 크게 결정되는 구간이기 때문이다. 따라서, 특정 equalizer가 압도적으로 우세하다고 말할 수 없고, 실제 시뮬레이션 결과도 [그림 5]에서 보여지는 바와 같이 성능이 유사하다.

본 논문에서는 [그림 2]와 같이 하나의 수신 안테나로부터 입력되는 수신 신호를 MMSE-DFE와 Sparse-DFE에 통과시킨 신호를 Combining하여 최종적으로 획득한 신호의 SNR을 향상시키는 기술을 제안한다. 이를 수식으로 나타내면 아래와 같다.

$$d_i = w_i^1 (c_i^1 * y_i) + w_i^2 (c_i^2 * y_i) \quad (11)$$

여기서 *는 convolution operator를 의미하며, w_i^j 는 i번째 equalizer의 출력값에 곱해지는 가중치를 의미한다.



[그림 2] 동일한 수신 신호로부터 서로 다른 Equalizer 2개를 통과시킨 후, 출력 신호를 Weight Combining 하는 제안 방식의 블록도

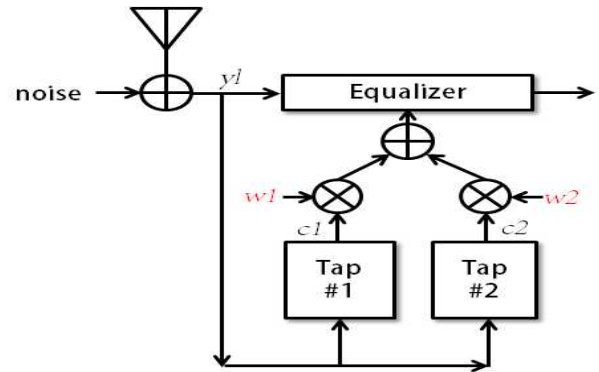
4.2. 복잡도를 낮춘 단일 Equalizer 구조

하지만, [그림 2]의 구조는 2개의 Equalizer를 사용함으로써 구현의 복잡도가 크다. 식(11)로부터 Convolution operator의 결합법칙 (associativity)과 분배법칙(distributivity) 특성을 적용한다면 아래와 같이 표현할 수 있다.

$$d_i = (w_i^1 c_i^1 + w_i^2 c_i^2) * y_i \quad (12)$$

이로부터 각 Equalizer tap 계수들만 w^j 만큼 가중 결합하여 획득한 최종 equalizer filter tap 계수에 수신된 신호를 한 번만 통과시키면

equalizer를 통과한 신호 각각을 가중 결합한 식(12)와 [그림 2] 구조와 동가임을 확인할 수 있고, 그 결과 [그림 3]과 같이 구조적으로 보다 간단한 equivalent model을 도출할 수 있다.



[그림 3] 각각의 Filter Tap 계수를 Weight Combining 한 Equalizer 1개를 통과시키는 제안 방식의 블록도

참고로 w^j 을 결정함에 있어서 각 Equalizer 출력 SNR_1, SNR_2 를 고려하여 maximal ratio combining 할 경우, 가령 $w^1 = SNR_1 / (SNR_1 + SNR_2)$ 라고 하는 경우, optimal output SNR을 획득할 수 있으나, SNR 추정을 위해서는 [그림 2]와 같이 수신 신호를 각 Equalizer에 통과시켜야 하는 문제가 발생하여 복잡도를 낮춘 의미가 없다. 따라서, 보다 낮은 복잡도 효과를 얻기 위해서는 가령 $w^1 = w^2 = 1/2$ 과 같이 equal gain combining에 기반을 둔 결합 기법을 사용하는 것이 바람직하다.

5. 전산 모의실험 결과

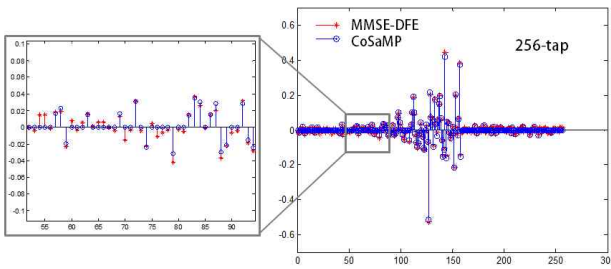
시뮬레이션을 위해서는 우리나라 고정형 지상파 방송 시스템인 8-VSB 기반 ATSC 시스템[12]을 사용하였다. Fading channel은 Brazil-C channel [13]을 적용하였다. Training sequence는 ATSC frame sync 구간 내에 있는 PN sequence를 사용하였다. FFF의 길이 128, FBF의 길이 128, 총 equalizer filter의 길이는 256을 사용하였다. Compressed sensing algorithm으로는 CoSaMP algorithm [11]을 사용하였고, iteration 수는 70으로 설정하였다.

[그림 3]에서는 C/N=15dB 인 상황에서 MMSE-DFE와 Sparse-DFE의 filter tap coefficient를 비교한 그림이다. MMSE-DFE와 Sparse-DFE 간 계수값이 큰 경우에는 유사한 추정값을 보여주는 것을 알 수 있다. 하지만, 좌측의 확대된 그림을 보면 MMSE-DFE는 0이 아닌 작은 값이 다수 추정된 반면에, Sparse-DFE는 추정된 값 이외에는 정확히 0인 값을 갖는 것을 확인할 수 있다. 이유는 Sparse-DFE의 경우 l_1 -norm에 기반으로 최적화 문제를 풀기 때문에 주어진 k -sparse 이외의 값은 0으로 간주하여 추정하기 때문이다.

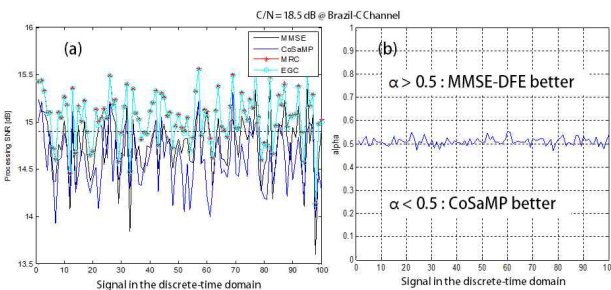
[그림 4]은 각각 C/N=18.5dB 인 경우 MMSE-DFE, CoSaMP 알고리즘 기반 Sparse-DFE 성능과 MRC, EGC 성능을 나타낸다. MMSE-DFE와 Sparse-DFE 간의 성능 우위를 확인하기 위해서 $\alpha = SNR_{MMSE} / (SNR_{MMSE} + SNR_{Sparse})$ 라는 지표로 정의

하고, [그림 4] (b)에 나타내었다. 여기서 SNR_{MMSE} 와 SNR_{Sparse} 는 각각 MMSE-DFE와 Sparse-DFE 출력 신호의 SNR을 나타내며, 이 값은 바로 MRC 가중치로 사용된다.

C/N 값에 관계없이 $\alpha=0.5$ 근처에서 움직이는 것으로 보아, 두 equalizer 간 성능차가 크지 않고 유사함을 알 수 있다. 또한, [그림 5] (a) 점선은 ATSC ToV SNR 14.9dB를 나타내는 선으로, 이 선을 초과하는 빈도가 높을수록 좋다. 하나의 Equalizer 만을 사용하는 경우는 2개의 Equalizer를 combining 하는 경우에 비해서 그 빈도가 낮으며, Combining 기법에 따른 차이는 크게 없는 것을 확인할 수 있다.



[그림 4] C/N=15.0dB 경우, MMSE-DFE와 Sparse-DFE의 Equalizer tap coefficient 비교



[그림 5] C/N=18.5dB 일 때, 시간에 따른 (a) Equalizer 출력 SNR 변화 (b) α 값의 변화. 단, 좌측 (a) 그래프의 점선은 ATSC 시스템의 ToV SNR = 14.9dB를 나타냄.

[Table I] 수신 기법에 따른 ToV를 초과하는 SNR 시간율

C/N \ %	MMSE-DFE	CoSaMP	MRC	EGC
18.5 dB	35	20	72	71
19.0 dB	86	75	100	100

[Table I]의 구체적인 수치에 따르면, C/N=18.5dB에는 약 2배 이상의 time availability 향상을 얻을 수 있었다. C/N=18.5dB인 경우와 C/N=19.0dB인 경우를 비교해보면, Equalizer combining의 이득은 SNR로 환산하면 약 0.5dB 정도 향상된 것으로 파악된다.

5. 결론

본 논문에서는 방송 커버리지의 안정성을 높이기 위해서 MMSE-DFE와 Sparse-DFE 등화기 계수 가중치 결합을 이용한 ToV SNR 시간율 향상 기법을 제안하였다. 이를 위해서 기존에 성능이 우수하다고 알려져 있는 MMSE-DFE와 함께 compressed sensing 기술에

기반을 둔 Sparse-DFE 기법을 방송 시스템에 처음으로 적용하였는데 그 의미가 크다. 우선, MMSE-DFE와 Sparse-DFE 간 결합 방법에 따른 성능 차이는 크게 없는 것으로 확인되었다. 결과를 바탕으로 성능이 우수하면서 유사한 서로 다른 equalizing 기법을 combining 하는 구조를 제안하여 SNR 관점으로 약 0.5dB 정도의 gain을 얻었으며, 이로부터 확보되는 가시청시간율은 약 2배 정도 향상되는 것을 확인하였다. 결과적으로 제안된 기술을 사용할 경우, ToV SNR 초과율을 향상시켜서 안정적인 서비스 커버리지 확보에 기여할 것으로 기대된다.

감사의 글

본 연구는 미래창조과학부 “4K급 UHD TV 실감방송 서비스 제공을 위한 DVB-T2 기반 디지털 지상파 방송 송수신용 장비 개발” 국책과제 지원사업의 일환으로 이루어졌음.

참고문헌

- [1] FM and TV Propagation Curves Graphs - Sections 73.333, 73.525, and 73.699 (Online) <http://www.fcc.gov/encyclopedia/fm-and-tv-propagation-curves-graphs-sections-73333-73525-and-73699>
- [2] Report ITU-R BT.2143-2, Boundary coverage assessment of digital terrestrial television broadcasting signals, Oct. 2010.
- [3] Report ITU-R BT.2209, Calculation model for SFN reception and reference receiver characteristics of ISDB-T system, Oct. 2010.
- [4] J. Choi, Adaptive and iterative signal processing in communications, Cambridge University Press 2006.
- [5] Ahmad Gomaa, and Naofal Al-Dhahir, “A new design framework for sparse FIR MIMO equalizers,” IEEE Transactions on Communications, vol. 59, no. 8, pp. 2132-2140, Aug. 2011.
- [6] E. J. Candés, J. Romberg, and T. Tao, “Robust uncertainty principles: Exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information,” IEEE Transactions on Information Theory, vol. 52, pp. 489-509, Feb. 2006.
- [7] E. J. Candés, “The restricted isometry property and its implications for compressed sensing,” Comptes Rendus Mathematique, vol. 346, no. 9, pp. 589-592, May 2008.
- [8] D. L. Donoho, “Compressed sensing,” IEEE Transactions on Information Theory, vol. 52, no. 4, pp. 1289-1306, Apr. 2006.
- [9] T. T. Cai, L. Wang, and G. Xu, “New bounds for restricted isometry constants,” IEEE Transactions on Information Theory, vol.56, no.9, pp.4388-4394, Sep. 2010.
- [10] J. A. Tropp, and 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.
- [11] D. Needell and J. A. Tropp, “CoSaMP: Iterative signal recovery from incomplete and inaccurate samples,” Applied and Computational Harmonic Analysis, vol. 26, no. 3, pp. 301-321, May 2009.
- [12] Doc. A/53, ATSC Digital Television Standard: Part 2 - RF/Transmission System Characteristics, Jan. 2007.
- [13] ABERT/SET, “Brazilian tests on digital television systems - final report,” May 2000.
- [14] E. J. Candés and T. Tao, “Decoding by linear programming,” IEEE Transactions on Inform. Theory, vol. 51, no. 12, pp. 4203-4215, Dec. 2005.