

# 실감 영상을 위한 압축 센싱 기법

이선의\*, 정국현\*, 김진영\*, 박구만\*\*

## Novel Compressed Sensing Techniques for Realistic Image

Sun Yui Lee\*, Kuk Hyun Jung\*, Jin Young Kim\*, Gooman Park\*\*

### 요 약

본 논문에서는 3D 방송의 기본적인 원리를 설명하고 압축 센싱(Compressed Sensing) 기술을 적용하여 3D 방송의 데이터 용량을 줄이는 방식을 제안한다. 샘플링 이론과 압축 센싱 기술의 차이점을 설명하고 개념과 동작원리를 설명한다. 최근 제안된 압축 센싱의 복원 알고리즘인 SS-CoSaMP(Single-Space Compressive Sampling Matched Pursuit) 와 CoSaMP(Compressive Sampling Matched Pursuit)를 소개하고 이를 이용하여 데이터를 압축 복원하여 정확도를 비교한다. 두 알고리즘의 다양한 이미지 복원을 수행하고 계산시간을 비교한다. 결론적으로 낮은 복잡도를 갖는 3D 방송에 적합한 알고리즘을 판단한다.

**Key Words** : CS(Compressed Sensing), SS-CoSaMP(Single-Space Compressive Sampling Matched Pursuit), CoSaMP (Compressive Sampling Matched Pursuit), RIP(Restricted Isometry Property).

### ABSTRACT

This paper describes the basic principles of 3D broadcast system and proposes new 3D broadcast technology that reduces the amount of data by applying CS(Compressed Sensing). Differences between Sampling theory and the CS technology concept were described. Recently proposed CS algorithm AMP(Approximate Message Passing) and CoSaMP(Compressive Sampling Matched Pursuit) were described. This paper compared an accuracy between two algorithms and a calculation time that image data compressed and restored by these algorithms. As result determines a low complexity algorithm for 3D broadcast system.

## I. 서론

최근 멀티미디어 시장은 계속 고용량의 최고품질의 동영상을 전송하는데 초점이 맞추어져 왔다. 현재에는 3D 방송이 일반화 되었고 다양한 입체 영상 콘텐츠가 생기고 있다. 사용자가 더 실감나는 품질의 서비스를 원할 수록 시스템이 요구하는 데이터 량은 더욱 더 증가 하게 된다. 따라서 성긴 신호(Sparse signal)를 Under-determined된 선형 관찰신호로부터 복구할 수 있는 압축 센싱(Compressed Sensing) 기술이 주목을 받고 있다[1]. 압축 센싱 기술은 신호처리 분야에서 매우 활발하게 연구 되고 있다. 기존의 Shannon의 Sampling Theorem은 원신호의 주파수보다 2배 이상으로 샘플링을 하면 그 신호를 정확하게 다시 아날로그 신호로 복원할 수 있다는 이론이고, 압축 센싱 기법은 원신호가 Sparse signal 특성을 갖는다면 샘플링 주파수 이하로 샘플

링 하여도 신호를 완벽히 복원 할 수 있다는 이론이다[2].

본 논문에서는 앞으로 동영상, 3D 실감 미디어 중심의 통신환경에서 급증하는 트래픽을 수용하기 위하여 3D 방송 기술에 압축센싱(Compressed Sensing) 기술을 적용시키는 연구를 진행하였다. 최근 3D 방송 기술을 소개하고 CS 기술의 기초적인 개념을 설명하고 신호 복원 알고리즘의 종류인 SS-CoSaMP(Single-Space Compressive Sampling Matched Pursuit)과 CoSaMP(Compressive Sampling Matched Pursuit) 통하여 이미지 파일을 압축 복원하여 복잡도와 계산 시간을 비교한다.

## II. 3D 방송 기술

3D 영상 전송 방식은 크게 두가지로 나눌 수 있다. 첫 번

\* 본 연구는 미래창조과학부 정보통신기술진흥센터에서 시행한 '2014년도 정보통신미디어산업원천기술개발'의 정보통신진흥기금을 지원받았습니다.

광운대학교 전파공학과 소속 유비쿼터스 통신 연구실\*(sunyuil22@naver.com)\*, (rnzpd1@nate.com)\*, (jinyoung@kw.ac.kr)\*  
접수일자 : 2014년 8월 8일, 수정완료일자 : 2014년 8월 22일, 최종게재확정일자 : 2014년 8월 29일

째로 좌/우 영상을 하나의 스트림으로 구성하는 방식(Frame compatible single stream)인 Side-by-Side와 Top-Bottom 이다. Side-by-Side 방식은 좌측 카메라에서 촬영한 영상과 우측 카메라가 촬영한 영상을 동일하게 하나의 프레임에 고정시켜 구성하는 방식이다. 이 방식의 장점은 좌측과 우측의 영상을 가로 해상도를 절반으로 줄여 하나의 영상으로 구성하는 기존 DTV 방식과 호환이 가능하다. 일본의 BS11의 3D 채널, 영국의 위성채널 BSKYB, 우리나라 위성방송 SkyLife의 Sky3D, CJ 헬로비전의 3D 시범서비스에서 사용하는 방식이다. 단점으로는 가로해상도 감소로 인한 화질 열화가 동반된다는 점이고 기존 DTV 사용자에게는 두 영상이 동시에 보여 지는 DTV와의 역호환성 문제가 발생한다. Tom-Bottom 방식은 영상을 위아래로 한 프레임에 고정시켜 제작하는 방식으로 장단점은 Side-by-Side와 같다[3].

두 번째로 두 개의 영상을 두 개의 스트림으로 구성(Full resolution Dual stream)하는 Dual stream과 Tile format 방식이 있다. 좌안/우안용 영상을 하나의 스트림으로 구성하는 경우 수평 또는 수직 해상도의 감소로 인한 화질 열화가 송출 소스에서 발생하는 문제점이 있다. 이를 보완하기 위해서 좌안용 영상과 우안용 영상을 별도로 두 개의 스트림으로 구성하면 해상도의 손실을 막을 수 있다. 또한 기존의 DTV에서는 두 영상 중 하나만 선택하여 표시함으로써 3DTV 방송과 호환성을 유지할 수 있다. 그러나 두 개의 스트림을 전송해야 하므로 전송 대역폭이 두 배로 늘어나야 하는 단점이 있다.

현재 우리나라에서 준비중인 3DTV 실험방송에서는 기존 DTV와 역호환성을 보장하기 위해 3D 콘텐츠의 구성을 두 개의 스트림으로 구성하는 dual stream 방식을 추진하고 있다. 지상파 3DTV방송은 기존의 디지털 방송의 6MHz, 19.39Mbps 대역폭에서 좌안용 영상은 MPEG-2, 12~16Mbps로 인코딩하고, 우안용 영상은 H.264, 6~2Mbps로 인코딩하는 dual stream 전송 방식을 취한다. 기존 DTV 시청자는 MPEG-2로 인코딩된 좌안용 영상만으로 DTV를 시청하게 되고, 3DTV 수신기를 보유한 사용자는 두 개의 스트림을 디코딩하여 3D 입체영상을 시청하게 된다. 또한 위성파 케이블 방송에서는 좌안/우안 영상 모두를 각각 H.264로 인코딩하여 dual stream으로 전송하게 된다[4].

### III. CS 기초 이론

압축 센싱 (Compressed Sensing)은 Sparse signal을 선형관찰 신호로부터 복구하는 기술이다. 기존의 신호처리 기법은 모든 데이터를 Shannon의 이론을 토대로 신호의 최대 주파수보다 두배 이상 샘플링을 하면 신호를 완벽하게 복원할 수 있다는 것에 기초한다. 따라서 많은 샘플이 필요하기 때문에 많은 데이터 저장 공간을 필요로 하게 된다. 하지만 CS 이론은 원신호가 Sparse 특성을 가지고 있다면 Nyquist

율보다 낮게 하여도 신호를 복원할 수 있기 때문에 압축 신호 처리에 매우 효율적이다. 이 CS 기술은 기본적으로 두가지 기술로 나눌 수 있다.

첫째로 선형측정방법 기술은 수학적으로 나타냈을 때, 길이 N을 갖는 Sparse 신호 x 벡터에서 M×N 행렬 B를 관찰하는 과정으로 해석할 수 있다.

$$y = B \times x, \tag{1}$$

식 (1)을 보면 B 행렬에 x를 곱한 식을 역으로 계산하는 과정에서 y를 얻을 수 있는데, 신호 복원방식은 이 벡터 y로부터 원신호인 x벡터를 찾는 과정으로 찾을 수 있다. 만약 B 행렬이 M은 N보다 작은 값을 갖지 않으면 압축은 일어나지 않는다. 대부분 N은 M보다 큰 행렬을 사용하기 때문에 원신호의 길이보다 관찰신호의 길이는 줄어들게 되어 압축이 가능하게 되는 것이다. 중요한 점은 B행렬은 이미 정해져 있기 때문에 비교적 단순하게 압축이 수행된다. 또한 신호의 벡터 열에서 0이 아닌 값을 갖는 원소의 수를 Sparsity라고 한다.

두 번째로 신호 복원 방식은 y로부터 원신호 x벡터를 완벽하게 얻기 위해서는 행렬 B가 RIP(Restricted Isometry Property) 조건을 만족해야 한다.

$$(1 - \delta_k) \|x\|_2^2 \leq \|Bx\|_2^2 \leq (1 + \delta_k) \|x\|_2^2, \tag{2}$$

식 (2)는 RIP 조건으로  $\delta_k$ 는 Restricted Isometry 상수이고 k는 실수 차수이다. RIP 조건은 행렬 B가 모든 Sparse Signal x를 모두 균일하게 측정해야한다는 것이다. 측정벡터 x에서 0이 아닌 신호의 위치는 항상 다르므로 동일한 Sparsity를 갖는 모든 x 벡터를 비슷하게 B벡터가 투사할 수 있어야 신호 복원이 될 수 있다는 것이다.

하지만 L0-norm을 최소화하는 해를 구하는 관찰벡터 y와 신호측정에 사용되는 B행렬을 알 때 식 (1)을 만족하는 모든 x벡터 중에 Sparsity가 가장 낮은 것을 찾는 방식은 복잡도가 매우 높아서 사용하기 어려운 단점이 있다.

따라서 새로 제안된 방식은 L1-norm 최소화를 이용하여 선형문제로 접근하는 것이다. 다음 조건을 만족하는 M이 존재하면 원본신호 x벡터를 복원할 수 있다[5].

$$M \geq cK \log\left(\frac{N}{K}\right), \tag{3}$$

식 (3)에서 c는 상수이고 K는 Sparsity를 의미한다. 현재 까지 다양한 신호 복원 기술이 제안되었는데 본 논문에서는 SS-CoSaMP(Single-Space Compressive Sampling Matched Pursuit)와 CoSaMP(Compressive Sampling Matched Pursuit) 두가지 신호 복원 알고리즘을 설명하고 이 방식을 통하여 이미지를 압축센싱 과정을 거쳐 복원하고 이미지의 선명도와 계산시간을 비교한다.

### IV. CoSaMP 알고리즘

CoSaMP 알고리즘은 Greedy 알고리즘을 개선하여 복잡

도를 줄인 알고리즘으로 더 나은 성능을 가진다. Greedy 알고리즘은 OMP(Orthogonal Matching Pursuit)로 불리며 최적화 알고리즘이라기보다 Sparse 최적화가 적당하다. 많은 반복과정을 통하여 최적의 Sparse 해를 찾는다.

CoSaMP 알고리즘은 먼저  $M \times N$ 을 가지는 샘플 행렬  $\Phi$ 을 가정한다. 행렬  $\Phi$ 은 RIP 조건을 만족해야하고 RIP 상수는 식(4) 조건을 만족해야 한다.

$$\delta_{2s} \leq c, \quad (4)$$

식 (4)의  $\delta_{2s}$ 는 RIP 상수이고  $c$ 는 상수이다. 임의의 샘플 벡터  $u$ 를 놓고  $x$ 를 놓고 노이즈 신호를 더해서 표현하면 다음과 같다

$$u = \Phi x + e, \quad (5)$$

식 (5)의  $\Phi$ 는 위에서 가정한  $M \times N$  행렬이고  $e$ 는 랜덤 노이즈 이다. 정확한 매개변수  $\eta$ 가 주어졌을 때 CoSaMP 알고리즘은  $2s$ -sparse 근사치  $a$ 를 계산할 수 있다.  $a$ 는 다음을 만족한다.

$$\|x - a\|_2 \leq C \cdot \max\left\{\eta, \frac{1}{\sqrt{s}} \|x - x_s\|_1 + \|e\|_2\right\}, \quad (6)$$

식 (6)의  $x_s$ 는  $x$ 에 대한 가장 근접한  $s$ -sparse 근사 값이다. 벡터  $y = \Phi \cdot \Phi^* x$ 는 신호에서 프록시 역할을 할 수 있다. 왜냐하면  $y$ 의  $s$  구성요소 에너지의 총량과  $x$ 의 구성요소 에너지의 총량이 서로 근사하기 때문이다. 또한 우리가 정한 샘플이  $u = \Phi x$ 의 형태를 가지기 때문에  $\Phi^*$ 를 곱해주는 것으로 프락시를 구할 수 있다.

이 알고리즘은 기본적으로 원하는 신호에 근접하도록 반복하는 반복 근사 방법을 통해서 접근하는 방식이다. 따라서 각 반복에서 현재 근사값은 현재 근사되지 않은 목표신호의 나머지에 유도된다. 알고리즘이 진행 될수록 샘플  $u$ 는 점점 최신회 되고 현재의 나머지에 반영이 된다.

그리고 최소 제곱법을 사용하여 근사치를 추정하기 위하여 샘플을 사용한다. 그림 1은 CoSaMP 알고리즘을 나타낸다[6].

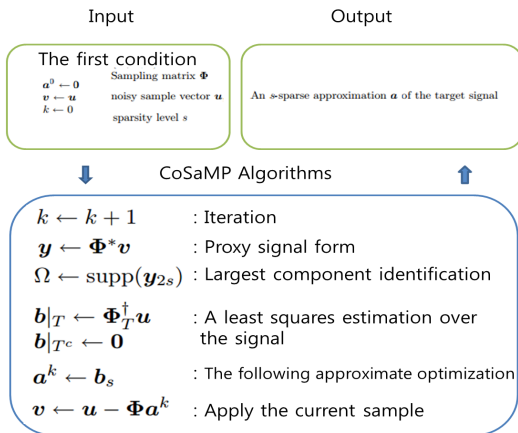


그림 1. CoSaMP 알고리즘.

## V. SS-CoSaMP 알고리즘

SS-CoSaMP 알고리즘은 기존의 알고리즘의 RIP 조건을 상대적으로 완화시켜 복잡도를 줄인 알고리즘이다[7]. 먼저  $A \in C^{M \times N}$  and  $D \in C^{n \times d}$  주어졌다고 가정하고  $y = Ax + e = AD\alpha + e$ 의 값을 관찰한다. 여기서 index set  $\Lambda = \{1, 2, \dots, d\}$ 일 때, 매트릭스  $D_\Lambda$ 는  $n \times |\Lambda|$ 의 서브 매트릭스  $D$ 는  $\Lambda$ 의 columns과 일치하고  $R(D_\Lambda)$ 를  $D_\Lambda$ 의 column span으로 놓는다. 또  $P_\Lambda: C^n \rightarrow C^n$ 은  $R(D_\Lambda)$ 의 직교 projection 연산자이고  $P_{\Lambda^\perp}: C^n \rightarrow C^n$ 은  $R(D_\Lambda)$ 의 직교 complement 연산자이다.

CoSaMP 알고리즘의 중요한 과정은 sparse signals의 후보인 Signal space에 벡터 프로젝션을 하는 것이다[8]. Singal Space CoSaMP 알고리즘은 그림 2에 자세히 설명한다. 자세하게, 주어진 벡터  $z \in C^n$ 과 sparsity level  $k$ 일 때 다음과 같이 정의된다.

$$A_k(z) := \arg \min \|z - P_\Lambda z\|_2 \quad (7)$$

$$A: |A| = k$$

$A_k(z)$ 를 완벽하게 얻을 수 있다면 이것으로  $k$ 에 대한 가장 좋은  $k$ -sparse 근사를 할 수 있다.

압축센싱에서 신호 복원 시 SS-CoSaMP을 이용하는데 이는 RIP 조건을 기존의 알고리즘 보다 완화시켜 복잡도를 줄인 방식이다. 그림 2는 SS-CoSaMP 알고리즘을 나타낸다[9].

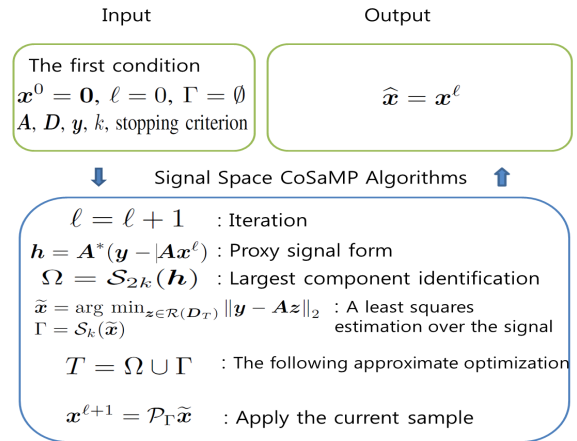


그림 2. Single-Space CoSaMP 알고리즘.

## VI. 이미지 복원 실험

SS-CoSaMP와 CoSaMP 알고리즘을 이용하여 이미지 데이터를 압축하고 복원하는 실험을 하였다. 먼저 두 알고리즘의 성능분석을 위하여 임의의 신호를 생성하고 그 신호의 sparsity를 구하여 복원 성능을 비교하여 보았다. 그림 3은

sparsity 16의 신호  $x_0$ 의 측정 벡터 B를 곱하여 신호  $y$ 를 얻은 것이다. 이 신호  $y$ 의 AWGN 채널을 통과한다 가정하고 SS-CoSaMP와 CoSaMP 알고리즘을 이용하여 복원과정을 수행한다. 그림 4는 Measurements를 200회 하는 동안 원 신호  $x_0$ 와 복원신호  $y$ 의 일치하는 정도를 퍼센트로 비교한 그래프이다. SS-CoSaMP 알고리즘이 CoSaMP 알고리즘 보다 원본 신호와 더 빠르게 가까워지는 것을 알 수 있다.

두 알고리즘을 이용하여 데이터를 행렬로 나타내고 각각 SS-CoSaMP 알고리즘과 CoSaMP 알고리즘을 통하여 압축 후에 다시 이미지로 복원했을 때의 그림을 비교해 본다.

그림 5는 실험에 사용한 128\*128 픽셀의 카메라맨 흑백 사진이다. CoSaMP 먼저 이미지를 압축하고 복원하여 다시 출력한 결과 그림 6과 같이 상당히 많은 이미지 손실이 발생한 것을 볼 수 있다. 이와 같은 실험 결과를 보아서 이미지 손실이 많기 때문에 CoSaMP는 3D 방송에 적합하지 않은 것으로 보인다.

다음으로 SS-CoSaMP 알고리즘을 사용하여 실험을 해본 결과 그림 7와 같은 이미지를 얻었다. 앞서 실험한 CoSaMP 보다 선명한 화질을 볼 수 있었고 그림 8에서 20가지 타입의 128\*128 픽셀의 이미지를 통하여 계산 시간을 비교한 그래프이다. 실험에 사용한 컴퓨터는 동일했고 모두 흑백 사진을 사용하였다. SS-CoSaMP 알고리즘이 CoSaMP 보다 계산 시간과 이미지 에러율이 낮을 것을 알 수 있어 3D 방송에 더 적합하다는 것을 알 수 있다.



그림 5. 원본 이미지.



그림 6. CoSaMP를 통한 복원 후 이미지.



그림 7. SS CoSaMP를 통한 복원 후 이미지.

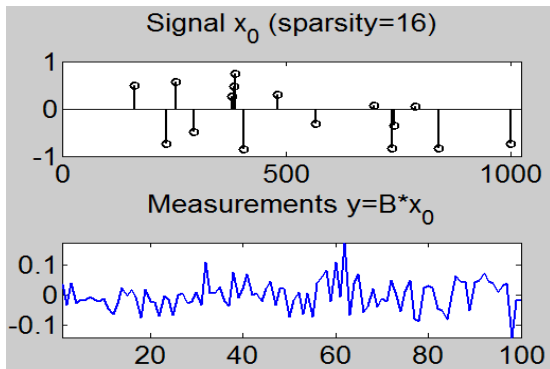


그림 3. 원본 신호  $x_0$  및 신호  $y$ .

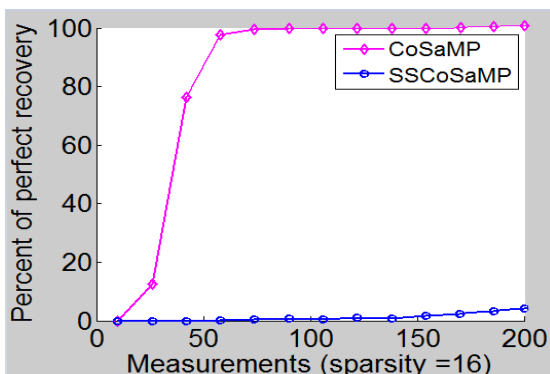


그림 4. 원본 이미지.

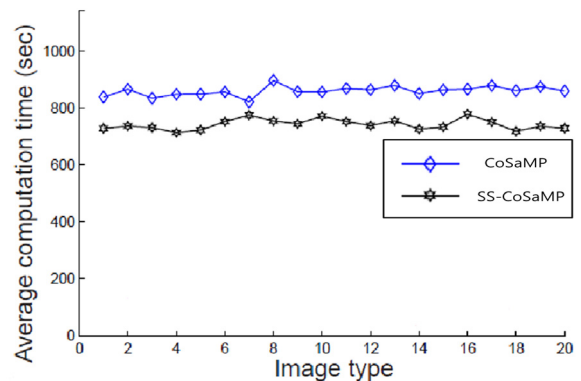


그림 8. 이미지 샘플에 따른 계산시간 비교.

## VII. 결론

CS에 사용되는 두 개의 알고리즘을 통하여 이미지를 압축 복원 하였다. 동일하게 iteration 방법을 사용하지만 후에 나온 SS-CoSaMP 알고리즘이 CoSaMP 알고리즘보다 계산 시간이 적고 이미지의 에러가 더 적은 것을 알 수 있었다. 계속 개선되어가는 CS이론을 이용하여 3D 방송에 응용할 수 있는 가능성을 보였다. 2006년부터 시작된 CS 이론은 역사가 길지 않지만 향후 디지털 세상을 획기적으로 바꿀 수 있는 이론이기 때문에 주목할 필요가 있다. CS이론을 기반으로 디지털 기기와 데이터 전송을 수행하게 되면 한정된 주파수 자원을 더 효율적으로 사용할 수 있게 될 것이다.

## 참고 문헌

- [1] D. L. Donoho, "Compressed sensing," IEEE Trans. Inf. Theory, vol. 52, no. 4, pp. 1289-1306, Apr. 2006.
- [2] D. L. Donoho and J. Tanner, "Precise undersampling theorems," IEEE Signal Process. Mag., vol. 98, no. 6, pp. 913-924, June 2010.
- [3] Guk Jin Yun, Chan Gim, Bong Ho Lee, Won Sik Jung, Hung Sik Yu, "3DTV terrestrial and cable TV services into a standardized," Journal of Electronics and Telecommunications Trends, No. 26 No. 3, pp. 105-110, June 2011.
- [4] Seung Guk Lee, "3D graphics compression technology and Standardization," Journal of Korea Information and Communications Technology Association, No. 144, pp. 45-49, Nov. 2012.
- [5] Zhu Han, Husheng Li and Wotao Yin, Compressive sensing for wireless networks, Cambridge, 2013.
- [6] D. Needell and J. A. Tropp, "CoSaMP: Iterative signal recovery from incomplete and inaccurate samples," Appl. Comput. Harmon. Anal., vol. 26, no. 3, pp. 301 - 321, 2009.
- [7] J. Ma, G. Plonka and M. Y. Hussaini, "Compressive video sampling with approximate message passing decoding," IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, vol. 22, no. 9, Sept. 2012.
- [8] V. Chandar, D. Shah, and G. W. Wornell, "A simple message-passing algorithm for compressed sensing," in Proc. ISIT, pp. 1968 - 1972, June 2010.
- [9] M. A. Davenport, D. Needell and M. B. Wakin, "CoSaMP with redundant dictionaries" ASILOMAR, CA, Pacific Grove, Nov. 2012.

## 저자

### 이 선 의(Sun Yui Lee)



- 2013년 2월 : 광운대학교 전파공학과 졸업
- 2013년 2월 ~ 현재 : 광운대학교 전파공학과 석박사통합과정

<관심분야> : 가시광 통신, 협력통신, 인지무선통신, 양자통신

### 정 국 현(Kuk Hyun Jung)



- 2013년 8월 : 광운대학교 전파공학과 졸업
- 2013년 9월 ~ 현재 : 광운대학교 전파공학과 석사과정

<관심분야> : 가시광 통신, 협력통신, 인지무선통신

### 김 진 영(Jin Young Kim)

### 중신회원



- 1998년 2월 : 서울대학교 전자공학과 공학박사
- 2001년 2월 : SK텔레콤 네트워크 연구소 책임연구원
- 2001년 3월 ~ 현재 : 광운대학교 전자융합공학과 교수

<관심분야> : 디지털통신, 가시광통신, UWB, 부호화, 인지무선통신, 4G 이동통신

### 박 구 만(Gooman Park)

### 정회원



- 1984년 2월 : 한국항공대학교 전자공학과 공학사
- 1986년 2월 : 연세대학교대학원 전자공학과 석사
- 1991년 2월 : 연세대학교대학원 전자공학과 박사

· 1991년 3월 ~ 1996년 9월 : 삼성전자 신호처리연구소 선임연구원

· 1999년 8월 ~ 현재 : 서울과학기술대학교 전자IT미디어공학과 교수

· 2006년 1월 ~ 2007년 8월 : Georgia Institute of Technology Dept.of ECE, 방문교수

<관심분야> : 멀티미디어 통신, 디지털방송, 영상신호처리