

# 멀티콥터 영상 전송을 위한 압축 센싱 기법

정국현\*, 이선의\*, 이상화\*\*, 김진영\*

## Compressed Sensing Techniques for Video Transmission of Multi-Copter

Kuk Hyun Jung\*, Sun Yui Lee\*, Sang Hwa Lee\*\* and Jin Young Kim\*

### 요 약

본 논문에서는 멀티콥터의 효율적 영상 전송을 위해 필요한 압축센싱 기법을 제안한다. 제안된 구조는 압축센싱에 기반한 데이터 용량을 줄이는 것에 중점을 둔다. 우선 Spectrum sensing의 기본원리를 설명하고 AMP(Approximate Message Passing)와 CoSaMP(Compressive Sampling Matched Pursuit)을 수학적 분석과 모의실험 결과를 통해서 비교한다. 또한 두 알고리즘을 계산시간과 복잡도 관점에서 평가하고 멀티콥터 동작에 적합한 알고리즘을 제안한다. 본 논문의 실험결과는 AMP 알고리즘이 CoSaMP 알고리즘보다 계산시간이 적고 이미지 에러 확률도 낮다는 것을 보여준다.

**Key Words** : CS(Compressed Sensing), Spectrum sensing, AMP(Approximate Message Passing), CoSaMP(Compressive Sampling Matched Pursuit), RIP(Restricted Isometry Property).

### ABSTRACT

This paper proposed a novel compressed sensing (CS) technique for an efficient video transmission of multi-copter. The proposed scheme is focused on reduction of the amount of data based on CS technology. First, we describe basic principle of Spectrum sensing. And then we compare AMP(Approximate Message Passing) with CoSaMP(Compressive Sampling Matched Pursuit) through mathematical analysis and simulation results. They are evaluated in terms of calculation time and complexity, then the promising algorithm is suggested for multicopter operation. The result of experiment in this paper shows that AMP algorithm is more efficient than CoSaMP algorithm when it comes to calculation time and image error probability.

## I. 서 론

최근 멀티미디어 시장은 언제 어디서나 최고품질의 동영상을 전송하고 수신하는데 초점이 맞추어져 왔다. 현재에는 멀티콥터를 이용한 동영상 촬영에 대한 관심이 높아졌고 멀티콥터 영상을 더욱 선명하고 빠르게 전송하는 연구가 계속 진행되고 있다. 또한 사용자가 더 고품질의 서비스를 원할수록 시스템이 요구하는 데이터량은 더욱더 증가하게 되고 제한된 방송 주파수의 이용 효율을 높이기 위한 연구역시 이루어지고 있다[1].

따라서 나이퀴스트 주파수 이상으로 샘플링 하지 않아도 원 신호를 복원할 수 있는 Compressed sensing 기술이 주목을 받고 있다[2]. CS 기술을 이용하면 불필요한 샘플링을 피

할 수 있다. 어떤 신호를 입력받아 푸리에 변환을 수행했을 때, 적은 숫자의 주파수에서만 값이 존재하고, 대부분의 주파수에서의 값이 0인 경우 이러한 신호를 sparse신호라고 한다. 이러한 sparse신호에 한해서 샘플링하는 개수가  $O(K \log(N/K))$  근처가 되면, 거의 복구가 다 된다는 것이다 [3].  $N$ 은 원래 신호의 길이이고,  $K$ 는 그중 0이 아닌 신호의 개수가 된다. 특별한 형태의 신호에 대해서만 사용 가능한 방법이지만, 거의 대부분의 분야에서 사용될 수 있다.

본 논문에서는 미래의 동영상, 다양한 미디어 중심의 통신 환경에서 급증하는 트래픽문제를 해결하기 위하여 멀티콥터 방송 기술에 압축센싱(Compressed Sensing) 기술을 적용시키는 연구를 선보인다. 최근에 주목할 Spectrum sensing과 CS 기술의 기초적인 개념을 설명하고 신호 복원

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

\*광운대학교 전자공학과 소속 유비쿼터스 통신 연구실(rnzpdl@nate.com, sunyuil22@naver.com, jinyoung@kw.ac.kr),

\*\*서울대학교 전자컴퓨터공학부(ish529@snu.ac.kr)

접수일자 : 2014년 5월 10일, 수정완료일자 : 2014년 5월 27일, 최종 게재확정일자 : 2014년 5월 30일

알고리즘의 종류인 AMP(Approximate Message Passing)와 CoSaMP(Compressive Sampling Matched Pursuit)를 통하여 이미지 파일을 압축 후 전송하고 복원하여 비교분석한다. 두 알고리즘의 계산시간을 비교하여 낮은 복잡도를 갖는 알고리즘을 판단한다.

## II. Spectrum sensing

방송 중계를 위한 멀티미디어의 영상전송 시스템은 3G/LTE, WiFi 등 기존망을 이용한 방식이 될 것이다. 그러기 위해선 멀티미디어 주변의 통신망 기지국 파악과 효율적인 통신망을 선택하여 방송 중계를 해야 하며 선택된 통신망에서는 다른 신호와의 간섭이 있어서는 안 된다. 본 논문에서 주변의 통신망과 다른 사용자와의 간섭을 피하기 위해 Spectrum sensing 기술을 제안한다.

Spectrum sensing 기술에는 비협력 검출 방식과 협력 검출 방식이 있는데 비협력 검출 방식은 다중 경로 현상과 음영 효과 등의 영향을 받는다[4]. 협력 검출 방식은 이러한 문제를 해결한다. 협력 스펙트럼 센싱은 그림 1에서와 같이 1차 사용자 (Primary user), M 명의 비 면허 사용자 (Secondary user 1, Secondary user 2, ..., Secondary user M)와 이들의 검출 결과를 융합하는 융합센터 (Fusion center)로 이루어져 있다. 협력 스펙트럼 센싱은 각 비 면허 사용자가 수신한 신호의 에너지 값을 받아서 면허 사용자의 존재를 판단한다. 이때  $i$  번째 비 면허 사용자의 에너지  $E_i[k]$ 는 다음과 같다.

$$E_i[k] = |y_i[k]|^2, \quad (1)$$

만약 면허 사용자가 존재한다면 식 (1)과 같이 계산된 에너지 값이 임계값  $\gamma_i$ 와 비교되고, 이렇게 비교 후 나오는 결과 즉, 각 비 면허 사용자의 개별 센싱 결과는 다음과 같이 계산된다.

$$D_i = H(E_i[k] - \gamma_i), \quad (2)$$

식 (2)에서  $H(\cdot)$  함수는 Heaviside Step Function이다. 즉,  $E_i[k]$ 이 임계값  $\gamma_i$ 보다 크거나 같으면  $D_i[k] = 1$ 이고,  $E_i[k]$ 이 임계값  $\gamma_i$ 보다 작으면  $D_i[k] = 0$ 이다.

이렇게 계산된 개별 센싱 결과는 Fusion Center로 전송되어 결합되고 결합된 결과는 다시 임계값  $\gamma$ 과 비교되어 최종적으로 면허 사용자의 유, 무를 판단하게 된다[5]. 융합센터에서 계산된 최종 판정 결과는 다음의 식 (3)와 같다.

$$D_C[k] = H\left(\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M D_i - \gamma_i\right), \quad (3)$$

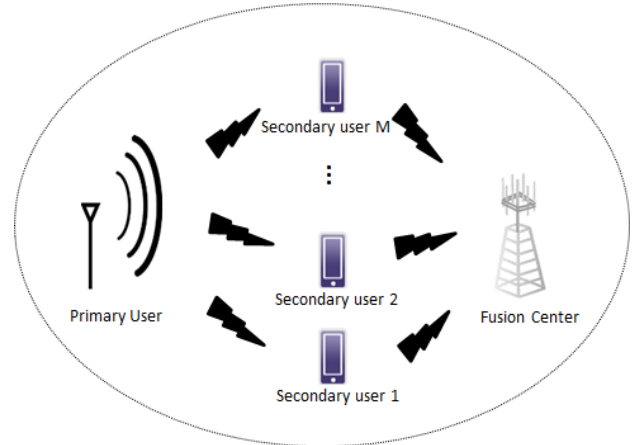


그림 1. 협력 스펙트럼 센싱의 시스템 모델

융합센터에서는 최종 판정 결과값  $D_C[k] = 1$ 이면 면허 사용자가 존재한다고 판단해서 비 면허 사용자는 해당 스펙트럼을 사용할 수 없고,  $D_C[k] = 0$ 이면 면허 사용자가 사용하지 않는 유휴 주파수라고 판단하며 비 면허 사용자가 해당 스펙트럼을 사용할 수 있는 권한을 갖게 된다.

## III. CS Theory

압축센싱 (Compressed Sensing) 이론은 Sparse signal을 아주 적은 수의 선형측정으로부터 원 신호를 거의 완벽하게 복원시킬 수 있다는 기술이다. CS이론을 이용한다면 원신호가 Sparse 특성을 가지고 있을 때 Nyquist 율보다 낮게 샘플링 하여도 신호를 복원할 수 있기 때문에 압축 신호 처리에 매우 효율적이게 된다.

$$y = A \times x, \quad (4)$$

식 (4)을 보면  $A$  행렬에  $x$ 를 곱하는 과정에서  $y$ 를 얻을 수 있는데, 원 신호 복원방식은 이 벡터  $y$ 로부터  $x$  벡터를 찾는 과정으로 알 수 있다. 이 때  $A$  행렬은  $[M \times N]$ 이고  $M$ 은  $N$ 보다 작은 값을 갖지 않으면 압축은 일어나지 않는다.  $M/N$ 은 신호 압축률로써 이것을 높이기 위해서는 주어진  $N$ 을 두고  $M$ 을 최대한 줄여야한다.

신호  $x$ 가 직접적으로 sparse 신호가 아닐 때에는 어떤 선형 변형 과정을 거치면 sparse 신호로 표현될 수 있다.

$$y = Ax = ATs = Fs \quad (5)$$

여기서  $T$ 는 역이 존재하는  $[N \times M]$  행렬이고  $s$ 는 sparse 신호가 된다. 이때는 선형측정행렬을  $F = AT$ , sparse 신호를  $s$ 라 놓고 진행하면 다시 기본식 (4)의 형태가 된다.

신호 복원 방식은  $y$ 로부터 원 신호  $x$  벡터를 완벽하게 복

구하기 위해 행렬  $A$ 가 RIP(Restricted Isometry Property) 조건을 만족해야 한다.

$$(1 - \delta_k) \|x\|_2^2 \leq \|Ax\|_2^2 \leq (1 + \delta_k) \|x\|_2^2, \quad (6)$$

식 (6)는 RIP 조건으로  $0 < \delta_k < 1$ 는 RIP 상수이고 0에 가까울 때 RIP 조건이 의미를 가진다. 이때,  $k$ 는 실수 차수이다. 이 조건을 간략히 말하면, 행렬  $A$ 가 모든 sparse 신호  $x$ 를 균일하게 측정해야 한다는 것이다. 측정 벡터  $x$ 에서 0이 아닌 신호의 위치는 항상 다르므로 어떤 임의의 벡터  $x$ 도 비슷하게  $A$ 벡터가 투사할 수 있어야 신호 복원이 될 수 있다는 의미이다. 이렇게 균일한 에너지로 투사하는  $A$ 가 가장 좋은 측정 행렬이다.

한편, 식 (4)의 해는 무수히 존재하는데 그 해를 구할 수 있는 3가지 방법을 알아본다.

$$\bar{x} = \operatorname{argmin} \|x\|_{2,0,1}, \quad (7)$$

먼저 L2최소화를 이용한 복원인데 가장 보편적으로 사용되어온 방식으로 이런 최적화 문제의 해는 다음 식으로 잘 알려져 있다.

$$\bar{x} = A^T(AA^T)^{-1}y, \quad (8)$$

하지만 이런 방식은 0이 아닌  $n$ 가 많은 non-sparse 해를 찾아주기 때문에 sparse 신호에는 적합하지 않다. L0최소화를 이용하면 sparse 신호의 특성을 최대한 활용한 해를 구할 수 있다. 샘플의 개수가  $M \geq 2K$ 정도로 충분하면, sparse 신호를 얻을 수 있다. 하지만 L0 방식은  $\binom{N}{K}$ 개의 sparse 벡터를 모두 점검해야 되기 때문에 실용성이 떨어진다는 단점이 있다. 그래서 새로 제안된 방식이 L1-norm 최소화를 이용하여 선형문제로 접근하는 방식이다. 다음 조건을 만족하는  $M$ 이 존재하면 원 신호  $x$  벡터를 복원할 수 있다[6].

$$M \geq cK \log\left(\frac{N}{K}\right), \quad (9)$$

식 (9)에서  $c$ 는 상수이고  $K$ 는 Sparsity를 의미한다.

#### IV. CoSaMP 알고리즘

CoSaMP 알고리즘은 반복적으로 Greedy 알고리즘을 수행하는 기술로써 Greedy 알고리즘보다 나은 계산 복잡도와 복구 성능의 우수성을 보여준다.

CoSaMP 알고리즘은 먼저  $M \times N$ 을 가지는 샘플 행렬  $\Phi$

을 가정한다. 그리고 RIP특성을 이용하는 방식이기 때문에 행렬  $\Phi$ 은 RIP 조건을, RIP 상수는 식(10) 조건을 만족해야 한다[7].

$$\delta_{2s} \leq c, \quad (10)$$

식 (10)의  $\delta_{2s}$ 는 RIP 상수이고  $c$ 는 상수이다. 임의의 샘플 벡터  $u$ 를 놓고 노이즈 신호를 추가해서 표현하면 다음과 같다.

$$u = \Phi x + e, \quad (11)$$

식 (11)의  $\Phi$ 는 위에서 가정한  $M \times N$  행렬이고 Gaussian, Bernoulli 또는 Fourier 분포를 가진다. 여기서  $e$ 는 랜덤 노이즈이다.

CoSaMP의 objective function은 다음 식으로 나타낼 수 있다.

$$\|x - a^{k+1}\|_2 \leq 0.5 \|x - a^k\|_2 + 7.5 \|e\|_2, \quad (12)$$

표 1. CoSaMP 알고리즘[8]

Input : 샘플링 행렬 $\Phi$ , 잡음 샘플 벡터 $u$ , sparsity 레벨 $k$	
Output : 목표 신호의 K-sparse 근사 값 $\hat{x}$	
$a^0 \leftarrow 0$	(초기 상태, 현재샘플 = 입력샘플)
$v \leftarrow 0$	
$k \leftarrow 0$	
$k \leftarrow k + 1$	(반복)
$y \leftarrow \Phi^* v$	(프락시 신호 형태)
$\Omega \leftarrow \operatorname{supp}(y_{2s})$	(큰 구성요소 식별)
$T \leftarrow \Omega \cup \operatorname{supp}(a^{k-1})$	(결합)
$b _T \leftarrow \Phi_T^* u$	(최소 제곱에 의한 신호 추정)
$b _{T^c} \leftarrow 0$	
$a^k \leftarrow b_s$	(다음 근사치 최적화)
$v \leftarrow u - \Phi a^k$	(현재 샘플 적용)

$x$ 의 sparsity 레벨은  $K$ 로 표현되고  $k \geq 0$ 인 반복 구간에서  $K$ -sparse 근사치  $a^k$ 는 식 (12)를 만족하며 다음 식처럼 간소화 시킬 수 있다.

$$\|x - a^k\|_2 \leq 2^{-k} \|x\|_2 + 15 \|e\|_2, \quad (13)$$

CoSaMP 알고리즘은 위의 과정을 계속해서 반복하게 되며 반복횟수가 정해진 횟수에 도달하거나  $\|v\| \leq \epsilon$  일 경우 멈추게 된다. 만약 이것을 만족하지 않을 경우 위 표의 반복과정을 다시 수행하게 된다.

## V. AMP 알고리즘

AMP는 Bayesian 압축센싱에서 신호 복원 시 Message-Passing을 이용하는데 이를 iterative 알고리즘에 적용하면서 복잡도를 줄인 것이다. 매 iteration마다 각 노드는 자신과 연결된 이웃 노드로 똑같은 메시지인 다음 식들을 보낸다.

$$\begin{aligned} x_i^{t+1} &= \eta \left( \sum_{j=1}^M A_{ji} z_j^t + \sum_{j=1}^M A_{ji} \Delta z_{j \rightarrow i}^t \right) \\ &= \eta \left( \sum_{j=1}^M A_{ji} z_j^t + x_i^t \right), \end{aligned} \quad (14)$$

$$\begin{aligned} z_j^t &= y_j - \sum_{i=1}^N A_{ji} x_i^t - \sum_{i=1}^N A_{ji} \Delta x_{i \rightarrow j}^t \\ &= y_j - \sum_{i=1}^N A_{ji} x_i^t + \frac{z_j^{t-1}}{\delta} \left\langle \eta' \left( \sum_{i=1}^M A_{ji} z_i^{t-1} + x_i^{t-1} \right) \right\rangle, \end{aligned} \quad (15)$$

모든 변수 노드와 측정 노드에 대하여 식 (14)와 (15)를 표현하기 위해서 벡터를 이용하면 AMP 알고리즘은 아래의 과정을 반복하게 된다. 우선  $y = Ax_0$ 에 의해 임의의  $N$ 벡터  $x_0$ 로부터 벡터  $y$ 를 얻을 수 있다고 가정한다. 여기서  $A$ 는  $M \times N$  측정 행렬로  $M < N$ 이다. 초기 근사값은  $x^0 = 0$ 을 시작으로 첫 번째 AMP 알고리즘은 다음의 식을 반복적으로 수행한다.

$$x^{t+1} = \eta_t(A^* z^t + x^t), \quad (16)$$

$$z^t = y - Ax^t + \frac{z^{t-1}}{\delta} \left\langle \eta'_t(A^* z^{t-1} + x^{t-1}) \right\rangle, \quad (17)$$

여기서  $\eta_t(\cdot)$ 는 스칼라 임계 값 함수,  $x^t \in \mathbb{R}^N$ 은  $x_0$ 의 현재 근사값이고  $z^t \in \mathbb{R}^N$ 은 현재 잔류치를 의미한다.  $A^*$ 는  $A$ 의 전치를 나타낸다. 그리고 벡터  $u = ((1), \dots, u(N))$ 에 대해  $\langle u \rangle \equiv \sum_{i=1}^N u(i)/N$ 이고,  $\eta'_t(s) = \frac{\partial}{\partial s} \eta_t(s)$ 이다.

AMP의 반복은 다음 식에서 보여주는 반복적 임계값 알고리즘의 반복과 매우 유사하게 보인다.

$$x^{t+1} = \eta_t(A^* z^t + x^t), \quad (18)$$

$$z^t = y - Ax^t, \quad (19)$$

그러나 (18), (19)을 기반으로 한 반복 임계 방식은 (17)의 중요한 부분이 빠져있는데 즉,  $\frac{z^{t-1}}{\delta} \left\langle \eta'_t(A^* z^{t-1} + x^{t-1}) \right\rangle$ 을 포함하지 않고 있다.

이 부분은 graphical models의 belief propagation의 이론

으로부터 유도되었고, 이것은 sparsity-undersampling tradeoff를 상당히 향상시킨다는 것을 보여준다.

## VI. 이미지 복원 실험

우리는 이미지 데이터를 압축하고 복원하는 실험을 AMP와 CoSaMP 알고리즘을 이용하여 두 성능을 비교하였다. 다음 그림 2를 샘플링하여 데이터를 행렬로 나타내고 각각 AMP 알고리즘과 CoSaMP 알고리즘을 통하여 압축 후에 다시 이미지로 복원했을 때의 그림과 수행시간의 성능을 비교 분석하였다.



그림 2. 원본 이미지



그림 3. CoSaMP를 통한 복원 후 이미지

그림 2는 실험에 사용된 128\*128 픽셀의 한 사진작가의 흑백 사진이다. 먼저 CoSaMP를 이용해서 이미지를 압축하고 복원하여 다시 출력한 결과 그림 3과 같이 상당히 많은 이미지 손상이 발생한 것을 알 수 있다.



그림 4. AMP를 통한 복원 후 이미지

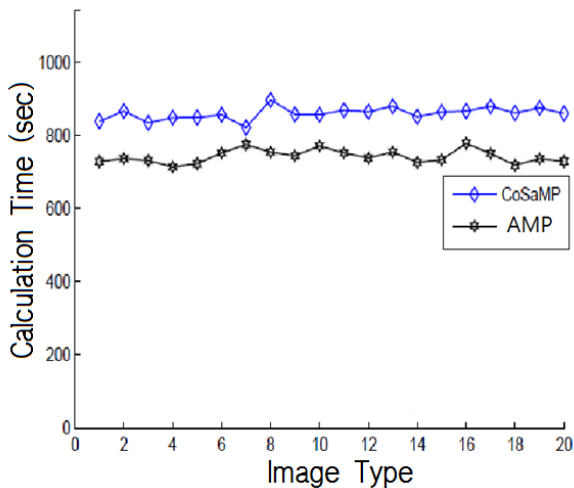


그림 5. 이미지 샘플에 따른 계산시간 비교

이처럼 CoSaMP 방식은 이미지 손상이 심하기 때문에 멀티컴퓨터 영상전송 기술에는 적합하지 않은 것으로 보인다. 다음으로 AMP 알고리즘을 사용하여 실험한 결과 그림 4와 같은 이미지를 얻을 수 있었다. 먼저 실험한 CoSaMP보다 훨씬 선명한 화질을 보여주고 있다. 그림 5는 20가지 타입의 128\*128 픽셀의 이미지를 통하여 계산 시간을 비교한 그래프이다. 실험에 사용한 컴퓨터는 동일했고 모두 흑백 사진을 사용하였다. 앞에 결과와 마찬가지로 AMP 알고리즘이 CoSaMP 보다 우수한 계산 시간 성능을 보여주며 이미지 에러 확률도 낮기 때문에 멀티컴퓨터 영상전송에 더 적합하다는 것을 알 수 있다.

## VII. 결 론

CS에 사용되는 두 개의 알고리즘을 통하여 이미지를 압축 복원 하였다. 동일하게 iteration 방법을 사용하지만 후에 나온 AMP 알고리즘이 CoSaMP 알고리즘보다 계산시간이

적고 이미지 에러 확률도 더 낮은 것을 알 수 있었다. 이처럼 계속 개선되어가는 CS이론을 이용한다면 멀티컴퓨터 영상전송 기술에 응용하여 언제 어디서나 빠르고 고품질의 영상을 전송하는 것이 가능해 질것이다. 2006년부터 시작되어 짧은 역사를 가지고 있고 특별한 형태의 신호에 대해서 사용가능 하지만 거의 대부분의 분야에서 사용이 가능한 형태이므로 연구가 더욱 깊게 진행이 된다면 신호처리를 사용하는 각종 디지털 기기와 데이터 전송을 수행하는 다양한 분야에서 강력한 파급효과를 가져올 수 있을 것이다.

## 참 고 문 헌

- [1] J. Y. Kim, Cognitive Radio Communication, Inter Vision, 2008.
- [2] D. L. Donoho, "Compressed sensing,"IEEE Trans. Inf. Theory, vol. 52, no. 4, pp. 1289-1306, Apr. 2006.
- [3] D. L. Donoho and J. Tanner, "Precise undersampling theorems,"IEEE Signal Process. Mag., vol. 98, no. 6, pp. 913-924, June. 2010.
- [4] I. F. Akyildiz, W. Y. Lee, M. C. Vuran and S. Mohanty, "NeXt generation/dynamic spectrum access/cognitive radio wireless networks," a survey, Computer Networks, vol. 50, no. 13, pp. 2127 - 2159, 2006.
- [5] D. Cabric, S. Mishra, R. Brodersen, "Implementation issues in spectrum sensing for cognitive radios," in: Proc. of Asilomar Conf. on Signals, Systems and Computers, vol. 1, pp. 772 - 776, 2004.
- [6] Zhu Han, Husheng Li and Wotao Yin, Compressive sensing for wireless networks, Cambridge, 2013.
- [7] Y.C. Pati, R. Rezaifar, and P.Krishnaprasad, "Orthogonal matching pursuit : Recursive function approximation with applications to wavelet decomposition," in Asilomar Conf. Signals, Systems and Computation, vol. 1, (Pacific Grove, CA), pp. 40-44, Nov. 1993.
- [8] 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.

## 저자

### 정 국 현(Kuk Hyun Jung)



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

<관심분야> : 가시광 통신, 협력통신, 인지무선통신

**이 선 의(Sun Yui Lee)**



- 2013년 2월 : 광운대학교 전자공학과 졸업
- 2013년 2월~현재 : 광운대학교 전자공학과 석사과정

<관심분야> : 가시광 통신, 협력통신, 인지무선통신, 양자통신

**이 상 화(Sang Hwa Lee)**



- 2000년 8월 : 서울대 전기공학부 공학박사
- 2000년 10월 : NHK 기술연구소 연구원
- 2002년 2월 : 서울대 post doc
- 2005년 3월~현재 : 서울대 BK 교수/연구교수

<관심 분야> : 영상신호처리 및 컴퓨터비전, 스테레오 신호 처리, 영상화질 개선, 비디오 감시 시스템

**김 진 영(Jin Young Kim)**

**중신회원**



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

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