

논문 2015-52-3-12

# 저전력 무선 생체신호 모니터링을 위한 심전도/근전도/뇌전도의 압축센싱 연구

( Study on Compressed Sensing of ECG/EMG/EEG Signals for Low  
Power Wireless Biopotential Signal Monitoring )

이 옥 준\*, 신 현 철\*\*

( Ukjun Lee and Hyunchol Shin<sup>©</sup> )

## 요 약

무선 헬스케어 서비스에서 생체신호 모니터링 시스템의 전력소모를 효과적으로 감소시킬 수 있는 압축센싱 기법을 다양한 생체신호에 적용하여 압축률을 비교하였다. 압축센싱 기법을 이용하여 일반적인 심전도, 근전도, 뇌전도 신호의 압축과 복원을 수행하였고, 이를 통해 복원된 신호와 원신호를 비교함으로써, 압축센싱의 유효성을 판단하였다. 유사랜덤 행렬을 사용하여 실제 생체신호를 압축하였으며, 압축된 신호는 Block Sparse Bayesian Learning(BSBL) 알고리즘을 사용하여 복원하였다. 가장 산재된 특성을 가지는 근전도 신호의 최대 압축률이 10배로 확인되어 가장 높았으며, 심전도 신호의 최대 압축률은 5배였다. 가장 산재된 특성이 작은 뇌전도 신호의 최대 압축률은 4배였다. 연구된 심전도, 근전도, 뇌전도 신호의 압축률은 향후 압축센싱을 적용한 무선 생체신호 모니터링 회로 및 시스템 개발시 유용한 기초자료로 활용될 수 있다.

## Abstract

Compressed sensing (CS) technique is beneficial for reducing power consumption of biopotential acquisition circuits in wireless healthcare system. This paper investigates the maximum possible compress ratio for various biopotential signal when the CS technique is applied. By using the CS technique, we perform the compression and reconstruction of typical electrocardiogram(ECG), electromyogram(EMG), electroencephalogram(EEG) signals. By comparing the original signal and reconstructed signal, we determine the validity of the CS-based signal compression. Raw-biopotential signal is compressed by using a pseudo-random matrix, and the compressed signal is reconstructed by using the Block Sparse Bayesian Learning(BSBL) algorithm. EMG signal, which is the most sparse biopotential signal, the maximum compress ratio is found to be 10, and the ECG's maximum compress ratio is found to be 5. EEG signal, which is the least sparse biopotential signal, the maximum compress ratio is found to be 4. The results of this work is useful and instrumental for the design of wireless biopotential signal monitoring circuits.

**Keywords :** 무선헬스케어, 생체신호, 압축센싱, 심전도, 근전도, 뇌전도

\* 학생회원, \*\* 정회원, 광운대학교 전자공학과

(Department of Wireless Communications Engineering, Kwangwoon University, Korea)

© Corresponding Author(E-mail: hshin@kw.ac.kr)

※ 본 연구는 연구재단 기초연구사업(NRF-2012R1A1A2038649) 및 미래창조과학부 정보통신산업진흥원의 대학IT연구센터(ITRC) 육성 지원사업(NIPA-2014-(H0301-14-1008))의 지원으로 수행되었음.

Received ; December 26, 2014 Revised ; February 5, 2015 Accepted ; February 27, 2015

### I. 서 론

의료기술의 발달과 경제 성장으로 인한 인간의 건강한 삶에 대한 관심 증가로 IT 융합 무선 의료 모니터링 기기의 개발이 크게 증가하고 있다. 언제 어디서나 자신의 생체 상태를 측정하고 모니터링 할 수 있는 U-healthcare 서비스 실현을 위해서는 생체 신호(Biopotential Signal)를 획득하는 센서와 무선통신 기능이 결합된 무선 생체 모니터링 시스템(Wireless Biopotential Signal Monitoring System) 개발이 필수적이다. 이러한 의료기기들은 Wireless Body Area Network(WBAN)를 무선 전송 표준으로 사용하며 크게 발달하였으며, 최근에는 기기의 휴대성을 높이고, 에너지 소비량을 줄이는 것이 중요한 이슈이다<sup>[1~3]</sup>.

센서 노드를 포함한 무선 생체신호 모니터링 시스템의 에너지 소비량은 주로 무선으로 전송되는 데이터의 양에 의해 결정되기 때문에 에너지 소비량을 줄이기 위해서는 데이터를 압축하여 전송하는 것이 필요하며, 이를 위해 최근 압축센싱(Compressed Sensing)이론의 적용이 연구되고 있다. 압축센싱 이론에 따르면 산재된(Sparse) 신호를 Nyquist rate 이하로 샘플링을 하여도 원래의 신호로 복원할 수 있다<sup>[4~6]</sup>. 이러한 압축센싱의 특징은 표 1과같이 시간 축에서 산재된 특성을 가지는 생체신호의 압축에 적용할 수 있으며, 기존의 Digital Wavelet Transform(DWT), Discrete Cosine

표 1. 일반적으로 측정된 생체신호의 특징<sup>[7]</sup>.  
Table 1. Common measured biopotential signals characteristics<sup>[7]</sup>.

Signal	Sampling Rate	Frequency of Events	Event Duration	Duty Cycle(%)
Extracellular Aps	30 kHz	10 - 150 /s	1 - 2ms	2 to 30
EMG	15 kHz	0 - 10 /s	01 - 10s	0 to 100
ECG	250 Hz	0 - 4 /s	04 - 07s	0 to 100
EEG, LFP	100 Hz	0 - 1 /s	05 - 1 s	0 to 100
Ph, Temp.	0.1 Hz	0.1 /s	N/A	Very low

Transform(DCT)과 같은 압축방식 보다 더욱 큰 에너지 효율을 가진다. 기존 방식은 Nyquist rate에 의해 신호의 대역폭보다 2배 이상 주파수로 샘플링을 하여 디지털 신호를 얻고 압축을 수행(sampling-then-compress transform)하고 있다. 또한, 압축센싱은 기존의 DWT 및 DCT 방식에 비해 단순한 구조를 가지기 때문에 센서단의 하드웨어 가격을 낮출 수 있으며, 센서의 소형화에 적합하다.

이러한 압축센싱을 적용한 연구에는 크게 (1)센서단에서 신호의 압축을 수행하는 하드웨어 구조 연구<sup>[8~10]</sup>, (2)압축하여 무선으로 전송된 신호를 복원하는 복원 알고리즘 연구<sup>[11~15]</sup>, (3)압축센싱이 적용된 시스템의 에너지 효율 평가 연구로 구분할 수 있다<sup>[16~17]</sup>. 이 중에서 최근 압축센싱이 적용된 생체신호 무선 모니터링 시스템의 에너지 효율 연구는 실제 심전도(ECG)신호의 압축 및 복원을 통하여 심전도 신호의 압축률을 확인하였고, 압축센싱을 적용한 시스템이 기존의 시스템보다 에너지효율이 좋아졌음을 보였다<sup>[17]</sup>.

압축센싱을 적용한 시스템을 이용하여 U-healthcare 서비스 실현을 위해서는 심전도 신호 이외에도 환자의 진단을 위해 많이 사용되는 실제 근전도(EMG), 뇌전도(EEG) 신호의 압축 및 복원을 통한 각 신호의 압축률 연구가 필요하다. 따라서 본 연구에서는 압축센싱을 이용하여 심전도 신호뿐만 아니라 근전도, 뇌전도 신호의 압축률 연구를 수행하였다.

본 논문의 II장에서는 연구수행에 앞서 압축센싱의 기본이론을 기술하였으며, III장에서는 기본이론을 바탕으로 심전도, 근전도, 뇌전도 신호의 압축 및 복원을 수행하여 각 신호의 압축률을 확인하였다. 마지막으로 IV장에서는 결론을 기술하였다.

### II. 압축센싱 기본이론

압축센싱 이론은 다음 선형 행렬식의 해를 찾는 것으로 요약할 수 있다.

$$[\Phi][X]=Y \tag{1}$$

[X]는 길이가 N인 입력신호이고,  $[\Phi]$ 는  $M \times N$ 의 측정행렬(measurement matrix), 그리고 [Y]는 길이가 M인 압축된 신호를 의미한다. 이를 도식화 하면 그림 1과 같이 표현할 수 있다. 입력신호 [X]는 다음의 식으

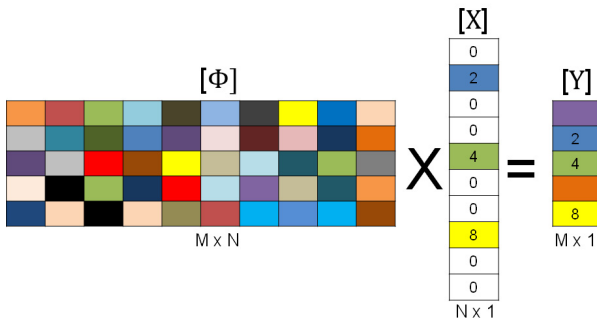


그림 1. 압축센싱 도식화 ( $[\Phi][X]=[Y]$ )  
Fig. 1. Compressed Sensing ( $[\Phi][X]=[Y]$ ).

로 정의 된다.

$$[X]=[Psi][alpha] \quad (2)$$

$[alpha]$ 는 원래의  $N$ 개 샘플 입력신호이고,  $[Psi]$ 는  $N \times N$ 의 산제화 행렬(sparsifying matrix)이라 한다.  $[alpha]$ 의 값은 대부분이 0이고 0이 아닌 큰 값을 갖는 경우가  $K$ 개 있을 경우  $K$ -sparse 신호라 부른다. 이렇게 정의된 입력 신호  $[X]$ 는 산제된 특성을 가진다.

산제된 특성을 가지는 입력신호  $[X]$ 를 식 1에 의해 압축할 때 산제화 행렬  $[Psi]$ 와 측정행렬  $[\Phi]$ 는 상호 상관성(coherence)이 적어야한다.  $[Psi]$ 와  $[\Phi]$ 사이의 상호 상관성이 작다면 기존보다 더 적은 측정( $M$ )으로도 신호를 완벽히 복원할 수 있다<sup>[1-3]</sup>.  $[Psi]$ 와  $[\Phi]$ 사이의 상관성을 작게 하기 위해서  $[\Phi]$ 는 일반적으로 Gaussian Random 행렬을 사용한다<sup>[18]</sup>.  $M \times N$ 의  $[\Phi]$  행렬에서 최대 가능한  $M$ 의 값은 다음과 같이 정의된다<sup>[19]</sup>.

$$M \geq K * \log(N/K) \quad (3)$$

이렇게 식 1을 바탕으로 신호를 압축하는 부분을 압축센싱 인코더라 하며, 압축된 신호를 복원하는 부분을

압축센싱 디코더라 한다. 신호를 정확하고 효율적으로 복원하는 것은 압축센싱 시스템에서 중요한 부분이다. 신호의 복원은  $[Y]=[\Phi][\hat{X}]$ 를 풀어서 해결할 수 있다. 하지만 우리는 압축된 신호에서  $M$ 개의 값을 알고 있지만, 복원할 신호  $[\hat{X}]$ 에서는  $N$ 개의 모르는 값을 갖고 있다 ( $M \ll N$ ). 그리고  $[\Phi]$ 는 non-square한 행렬이어서 역행렬이 존재하지 않기 때문에 이 선형화식은 under-determined되어 수많은 해를 가지게 된다. 하지만  $[\hat{X}]$ 는 산제된 신호이기 때문에 가능한 해를 줄여 정확한 해를 찾을 수 있다. 이러한 sparse solution을 찾기 위해서 L1-norm minimization을 사용하게 된다<sup>[19]</sup>.

$$\text{Min } \|\hat{X}\| \text{ subject to } [Y]=[\Phi][\hat{X}] \quad (4)$$

식 (4)의 L1-norm minimization을 사용하게 되면 높은 확률로  $[\hat{X}]=[X]$ 가 되게 하는 해를 구할 수 있게 된다.

이러한 L1-norm minimization을 활용하여  $N$ 개의 연립 방정식을 풀 때 신호의 길이가 길면 해를 구하기 위해 많은 시간을 소비해야한다는 문제점이 있다. 이를 해결하기 위해 문제의 복잡성을 줄이고 더 효율적으로 풀기위한 알고리즘의 연구가 진행되고 있다. 초기에는 Basis Pursuit<sup>[11]</sup>를 활용한 연구들이 나왔으며, 그 이후로는 Orthogonal Matching Pursuit(OMP)<sup>[12]</sup>, Least Angle Regression(LARS)<sup>[13]</sup>, Normalized Iterative Hard Thresholding(NIHT)<sup>[14]</sup>, Block Sparse Bayesian Learning(BSBL)<sup>[15]</sup>등의 방법이 발표되었다.

### III. 실험 방법 및 시뮬레이션 결과

압축센싱 이론을 바탕으로 실제 심전도, 근전도, 뇌전

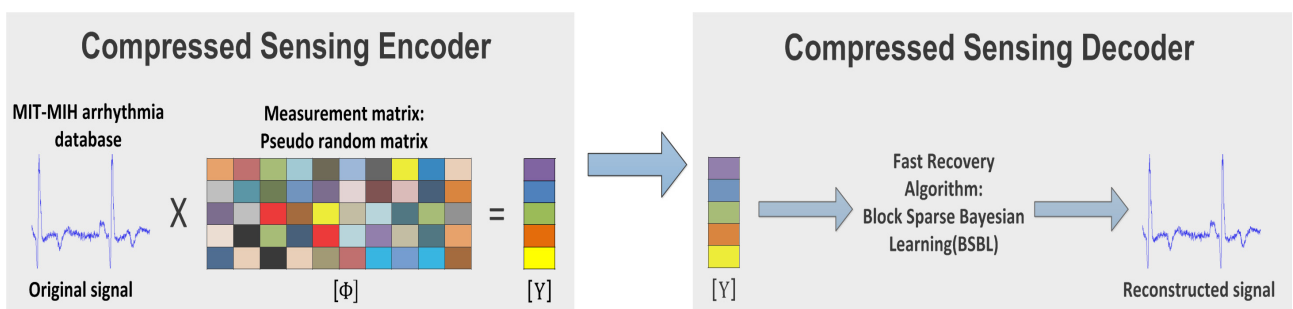


그림 2. 실제 생체신호의 압축률 확인을 위한 압축센싱 시뮬레이션 방법.  
Fig. 2. Simulation method of Compressed Sensing for researching of Raw-bio signals compress ratio.

도 신호의 압축률을 확인하는 실험 방법은 그림 2와 같다. 실제 생체신호는 MIT-MIH Arrhythmia database<sup>[20]</sup>에서의 제공되는 자료를 사용하였고, 측정행렬은 Psuedo-random 행렬을 사용해 N = 500으로 고정시키고 M을 조절하여 압축률을 바꿔가며 길이가 2000인 생체신호를 압축하였다. 압축된 신호는 BSBL 알고리즘<sup>[15]</sup>을 사용하여 복원하였으며, 모든 시뮬레이션은 MATLAB을 사용하여 수행하였다.

복원된 생체신호의 정보 손실을 정량화하고 비교하기 위해서는 일반적으로 널리 사용되는 지표인 Percent Root Mean Square Difference(PRD)를 사용하였으며, PRD는 식 5와 같이 정의된다.

$$PRD(\%) = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N (x(n) - \tilde{x}(n))^2}{\sum_{n=1}^N x^2(n)}} \times 100 \quad (5)$$

x(n)은 원래의 신호를 의미하며,  $\tilde{x}$ 는 복원된 신호를 의미하고, N은 PRD가 계산되는 window의 길이를 의미한다. 이러한 PRD를 활용하여 Zigel은 복원된 심전도 신호의 PRD와 진단외곡(diagnostic distortion)간의

관계를 연구하여 PRD가 10%이하에서 진단외곡이 없음을 발표하였다<sup>[21]</sup>.

그림 3은 실제 심전도 신호를 압축 후 복원한 신호를 비교한 그림이다. 원래의 심전도 신호 그림 3(a)를 4배로 압축한 후 복원한 그림 3(b)에서 PRD값이 12.47%로 나왔다. 산제된 신호를 복원하는 압축센싱의 특성 때문에 잡음이 제거되어 PRD값이 10%이상의 높은 값이 나왔지만 그림 3(a)의 원래신호와 비교하였을 때 심전도에서 유효한 정보인 PQRST 과형 성분<sup>[22]</sup>이 제대로 복원되어 있는 것을 확인할 수 있다. 5배로 압축된 신호의 복원인 그림 3(c) 또한 PRD값이 17.66%로 나왔지만 PQRST 성분이 제대로 복원된 것을 확인할 수 있다. 하지만 6배로 압축된 신호의 복원인 그림 3(d)는 PRD값이 32.62%가 나왔으며, 심전도 신호의 ST 정보가 일그러진 것을 확인할 수 있다. 이외의 다른 심전도 신호에 압축센싱을 적용하였을 때도 대부분 5배의 압축률을 보였다.

그림 4는 실제 근전도 신호를 압축 후 복원한 신호를 비교한 그림이다. 원래의 근전도 신호 그림 4(a)를 8배로 압축 후 복원된 그림 4(b)결과에서 심전도 신호와

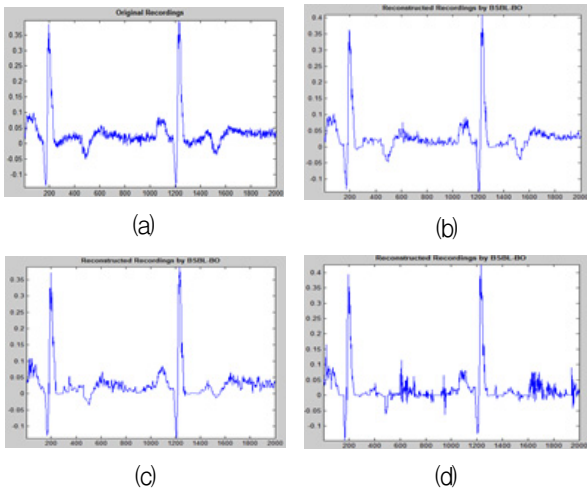


그림 3. 압축센싱을 이용한 ECG 신호의 압축 및 복원: (a)원래의 ECG 신호, (b)4배 압축된 신호의 복원(c)5배 압축된 신호의 복원. (d)6배 압축된 신호의 복원.

Fig. 3. ECG signal compress and reconstruction using CS: (a)Original ECG, (b)Reconstruction of 4x compressed signal.(c)Reconstruction of 5x compressed signal (d)Reconstruction of 6x compressed signal

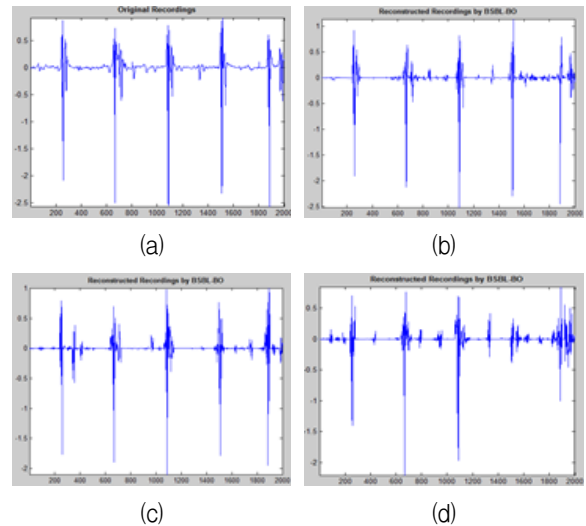


그림 4. 압축센싱을 이용한 EMG 신호의 압축 및 복원: (a)원래의 EMG 신호, (b)8배 압축된 신호의 복원(c)10배 압축된 신호의 복원. (d)12배 압축된 신호의 복원.

Fig. 4. EMG signal compress and reconstruction using CS: (a)Original EMG, (b)Reconstruction of 8x compressed signal.(c)Reconstruction of 10x compressed signal (d)Reconstruction of 12x compressed signal

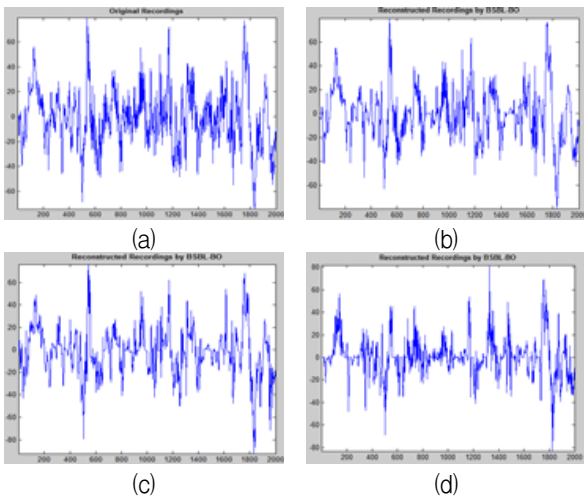


그림 5. 압축센싱을 이용한 EEG 신호의 압축 및 복원: (a)원래의 EEG 신호, (b)3배 압축된 신호의 복원(c)4배 압축된 신호의 복원. (d)5배 압축된 신호의 복원.

Fig. 5. EEG signal compress and reconstruction using CS: (a)Original EEG, (b)Reconstruction of 3x compressed signal.(c)Reconstruction of 4x compressed signal (d)Reconstruction of 5x compressed signal.

마찬가지로 산제된 신호를 복원하는 압축센싱의 특성 때문에 잡음이 제거되어 PRD값이 41.11%로 높게 나왔지만 산제된 특성을 가지는 근전도 신호의 활동전위가 제대로 복원된 것을 확인할 수 있다. 10배로 압축된 신호의 복원인 그림 4(c)결과 또한 PRD값이 59.49%가 나왔지만 활동전위가 제대로 복원된 것을 볼 수 있다. 하지만 12배로 압축된 신호의 복원인 그림 4(d)는 PRD값이 70.23%이 나왔으며, 근전도 신호의 활동전위가 일그러진 것을 확인할 수 있다. 이외의 다른 실제 근전도 신호에서도 대부분 10배의 압축률을 보였다.

그림 5는 실제 뇌전도 신호를 압축 후 복원한 신호를 비교한 그림이다. 원래의 뇌전도 신호 그림 5(a)를 3배로 압축 후 복원된 그림 5(b)결과에서 PRD값이 31.89%로 높게 나왔지만 제대로 복원된 것을 확인할 수 있다. 4배로 압축된 신호의 복원인 그림 5(c)결과 또한 PRD값이 43.67%이 나왔지만 제대로 복원된 것을 볼 수 있다. 하지만 5배로 압축된 신호의 복원인 그림 5(d)는 PRD값이 62.66%가 나왔으며, 뇌전도 신호의 정보가 일그러진 것을 확인할 수 있다. 이외의 다른 실제 뇌전도

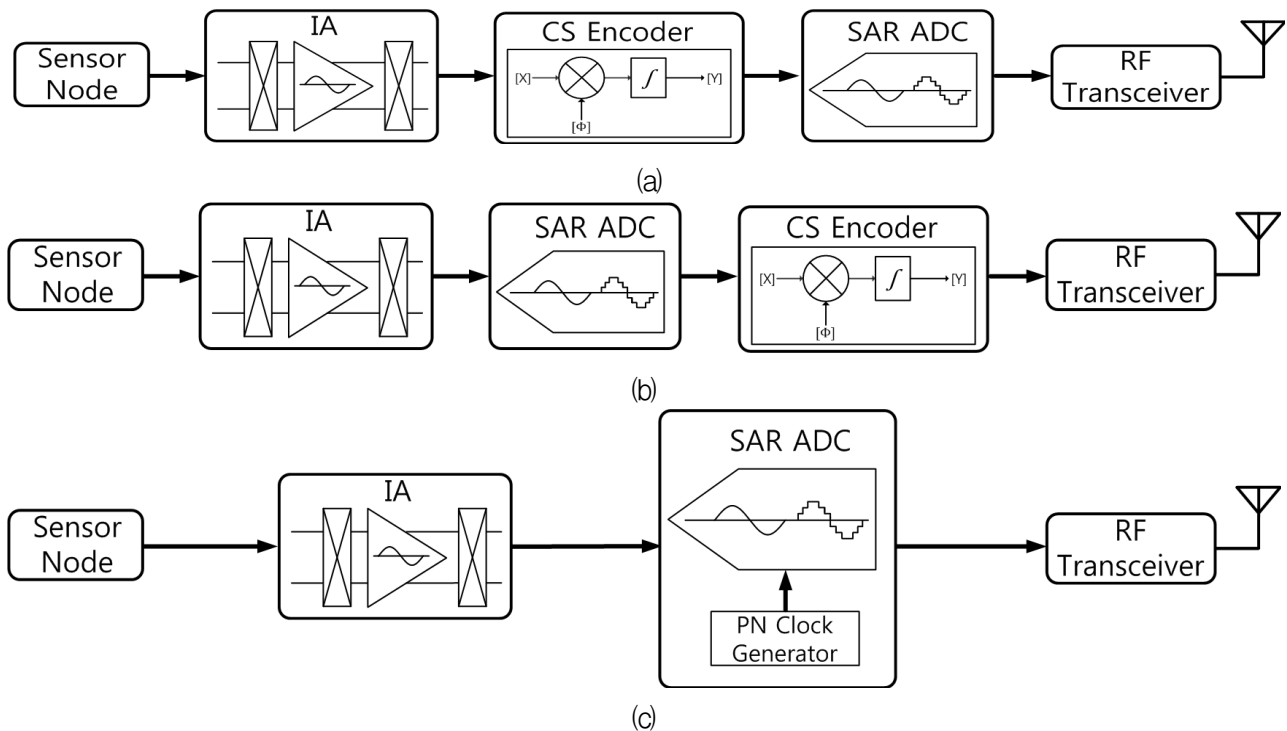


그림 6. 압축센싱 인코더 구조: (a)아날로그 도메인에서의 압축센싱 인코더, (b)디지털 도메인에서의 압축센싱 인코더, (c)Pseudo number 클럭 발생기를 적용한 SAR ADC 기반 압축센싱 인코더.

Fig. 6. Compressed sensing(CS) encoder architecture: (a)CS encoder at nalog domain, (b)CS encoder at digital domain, (c) CS encoder based on SAR ADC with Pseudo number clock generator.

신호에서도 대부분 4배의 압축률을 보였다.

압축센싱을 실제생체신호에 적용하여 시뮬레이션을 통해 압축률을 확인한 결과, 생체신호 중 가장 산제된 특성을 가지는 근전도 신호의 최대 압축률이 10배로 가장 높았으며, U-healthcare 시스템에서 가장 많이 쓰이는 심전도 신호의 최대 압축률은 5배였다. 가장 산제된 특성이 작은 뇌전도 신호의 최대 압축률은 4배였다. 잡음 성분을 제거하는 압축센싱의 특성 때문에 PRD 값이 높게나왔지만, 복원된 신호와 원래 신호의 비교를 통해 복원된 신호의 질이 PRD값에 비하여 좋은 것을 확인할 수 있다. 이처럼 압축센싱에서는 단순히 PRD를 통해 복원된 신호의 질을 평가함에 있어 한계점을 가지기 때문에 이를 고려해야한다.

그림 6은 압축센싱을 생체신호 획득 센서 노드 회로에 적용하는 세가지 방법을 보여주고 있다. 그림 6(a)는 Random demodulation을 사용하여 아날로그 도메인에서 압축센싱을 수행하는 인코더구조이다<sup>[8]</sup>. 그림 6(b)는 ADC를 거친 후 디지털 도메인에서 압축센싱을 수행하는 인코더구조이다<sup>[9]</sup>. 그림 6(c)는 Pseudo number 클락 발생기를 SAR ADC에 인가하여 입력신호를 random 샘플링하는 압축센싱 인코더구조이다<sup>[10]</sup>. 이러한 압축센싱 인코더들은 실제 심전도, 근전도, 뇌전도 신호에 적용하였을 때 본 논문에서 제시된 압축률을 기준으로 해서 신호의 압축을 수행해야 한다.

#### IV. 결 론

본 논문에서는 압축센싱을 이용하여 심전도 근전도, 뇌전도 신호의 압축률 연구를 수행하였다. 가장 산제된 특성을 가지는 근전도 신호의 최대 압축률이 10배로 가장 높았으며, 심전도 신호의 최대 압축률은 5배였다. 가장 산제된 특성이 작은 뇌전도 신호의 최대 압축률은 4배였다. 잡음을 제거하는 압축센싱의 특성 때문에 PRD 값이 높게나왔지만, 복원된 신호와 원래의 신호의 비교를 통해 복원된 신호의 질이 높은 PRD값에 비하여 좋은 것을 확인하였다. 연구된 실제 심전도, 근전도, 뇌전도 신호의 압축률은 압축센싱을 기반으로 한 저전력 생체신호 획득 회로 설계에 응용될 수 있다.

#### REFERENCES

- [1] 르나탄, 신요안, “압축센싱 기반의 무선통신 시스템”, *The Magazine of the IEIE*, vol. 38, no. 1, pp. 56-67, Jan. 2011.
- [2] 김태연, 웅웁뚜랑녹, 신요안 “무선통신에서의 압축센싱 응용”, *The Magazine of the IEIE*, vol. 41, no. 6, pp. 48-59, Jun. 2014.
- [3] A. Milenkovic, C. Otto, and E. Jovanov, “Wireless sensor networks for personal health monitoring: Issues and an implementation,” *Comput. commun.*, vol. 29, Issue 13-14, pp. 2521 - 2533, Aug. 2006.
- [4] D. Donoho, “Compressed sensing,” *IEEE Trans. on Information Theory*, vol. 52, no. 4, pp. 1289-1306, Apr. 2006.
- [5] E. Candès, J. Romberg, and T. Tao, “Robust uncertainty principles: Exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information,” *IEEE Trans. on Information Theory*, vol. 52, no. 2, pp. 489-509, Feb. 2006.
- [6] E. Candès and T. Tao, “Near optimal signal recovery from random projections: Universal encoding strategies?” *IEEE Trans. on Information Theory*, vol. 52, no. 12, pp.5406-5425, Dec. 2006.
- [7] F. Chen, A. P. Chandrakasan, and V. Stojanovic, “A signal-agnostic compressed sensing acquisition system for wireless and implantable sensors,” in *Proc. 2010 IEEE Custom Integrated Circuits Conf.*, pp. 1-4, Sep. 2010.
- [8] J. N. Laska, S. Kirolos, M. F. Duarte, T. S. Ragheb, R. G. Baraniuk, and Y. Massoud, “Theory and implementation of an analog-to-information converter using random demodulation,” in *Proc. IEEE Int. Symp. Circuits and Systems(ISCAS)*, pp. 1959-1962, May. 2007.
- [9] F. Chen, A. P. Chandrakasan, and V. Stojanovic, “Design and analysis of a hardware-efficient compressed sensing architecture for data compression in wireless sensors,” *IEEE J. Solid-State Circuits*, vol. 47, no. 3, pp. 744-756, Mar. 2012.
- [10] M. Trakimas, T. Hancock, and S. Sonkusale “A Compressed Sensing Analog-to-Information Converter with Edge-Triggered SAR ADC Core,” in *Proc.*

- IEEE Int. Symp. on Circuit and Systems(ISCAS), pp. 3162-3165, May 2012.
- [11] S. S. Chen, D. L. Donoho, M. A. Saunders, "Atomic decomposition by basis pursuit," SIAM J. Sci. Comput., vol. 20, no. 1, pp.33-61, 1998.
- [12] J. A. Tropp and A. C. Gilbert, "Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit," IEEE Trans. Inf. Theory, vol. 53, pp. 4655 - 4666, Dec. 2007.
- [13] B. Efron, T. Hastie, I. M. Johnstone, and R. Tibshirani, "Least angle regression," Ann. Statist., vol. 32, no. 2, pp. 407-499, 2004.
- [14] T. Blumensath and M. E. Davies, "Normalized iterative hard thresholding: Guaranteed stability and performance," IEEE J. Sel. Topics Signal Process., vol. 4, pp. 298 - 309, Mar. 2010.
- [15] Z. Zhang and B. D. Rao "Extension of SBL Algorithms for the Recovery of Block Sparse Signals With Intra-Block Correlation," IEEE Trans. on Signal Processing, vol. 61, no. 8, pp. 2009-2015, Apr. 2013.
- [16] H. Mamaghanian, N. Khaled, D. Atienza, and P. Vandergheynst, "Compressed Sensing for Real-Time Energy-Efficient ECG compression on Wireless Body Sensor Nodes," IEEE Trans. Biomed. Eng., vol. 58, no. 9, pp. 2456-2466, Sep. 2011.
- [17] F. Chen, F. Lim, O. Abari, A. Chandrakasan and Vladimir Stojanović, "Energy-Aware Design of Compressed Sensing Systems for Wireless Sensors under Performance and Reliability Constraints," IEEE Trans. on Circuits and Systems-I, vol. 60, no. 3, Mar. 2013.
- [18] 전병우 "압축센싱과 영상처리 응용", The Magazine of the IEIE, vol. 41, no. 6, pp. 27-38, Jun. 2014.
- [19] E. J. Candes and M. B. Wakin, "An introduction to compressive sampling," IEEE Signal Process. Mag., vol. 25, no. 2, pp. 21 - 30, Mar. 2008.
- [20] MIT-BIH arrhythmia database. (2005). [Online]. Available : <http://www.physionet.org/physiobank/database/mitdb/>
- [21] Y. Zigel, A. Cohen, and A. Katz, "The weighted diagnostic distortion (WDD) measure for ECG signal compression," IEEE Trans. Biomed. Eng., vol. 47, no. 11, pp. 1422 - 1430, Nov. 2000.
- [22] Joseph J. Carr, John M. Brown, Introduction to Biomedical Equipment Technology Fourth Edition, Prentice Hall, 2001.

저 자 소 개



이 욱 준(학생회원)  
2013년 광운대학교 전자공학과  
학사졸업.  
2015년 광운대학교 전자공학과  
석사졸업  
<주관심분야: 스마트 정션 박스,  
계측 증폭기, 압축센싱>



신 현 철(정회원)  
1991년 2월 KAIST 전기 및 전자  
공학과 공학사  
1993년 2월 KAIST 전기 및 전자  
공학과 공학석사  
1998년 2월 KAIST 전기 및 전자  
공학과 공학박사  
1997년 4월~1997년 10월 독일 DaimlerBenz  
Research Center 연구원  
1998년 1월~2000년 삼성전자 System LSI 선임  
연구원  
2000년 4월~2002년 4월 미국 UCLA 박사 후  
연구원  
2002년 5월~2003년 8월 미국 Qualcomm  
선임연구원  
2010년 8월~2011년 8월 미국 Qualcomm  
Corporate R&D Visiting Faculty  
2003년~현재 광운대학교 전자융합공학과 교수  
<주관심분야: RF/Analog/Microwave Integrated  
Circuits and Systems>