

저상관도 측정치와 DCT를 이용한 압축센싱 기반 영상 획득 알고리즘

김시현*

A Compressive Sensing Based Imaging Algorithm Using Incoherent Measurements and DCT

Seehyun Kim*

Department of Information and Communications Engineering, The University of Suwon, 18323, Korea

요 약

최근 활발히 연구되고 있는 압축센싱 (compressive sensing) 이론에 따르면 나이퀴스트 주파수보다 적은 샘플율으로도 원 신호를 충실히 복원할 수 있음이 알려져 있다. 압축, 전송, 저장 등의 여러 분야에서 압축센싱 방법을 적용하려는 시도가 꾸준히 이어지고 있다. 특히 4K, 8K 등으로 요구되는 화소수가 제곱의 형태로 증가되는 영상처리 분야에서 압축센싱에 기대하는 바가 크다. 본 논문에서는 압축센싱 기법을 적용한 영상의 획득 알고리즘을 제안한다. 영상의 일반적인 특성을 활용하여 높은 에너지 압축 성능을 가지는 DCT와 저상관도의 특성을 갖는 Noiselet 변환을 결합하여 영상 획득 과정을 구성한다. 원 영상은 2차 콘 프로그램 (SOCP)을 풀어 복원할 수 있다. 여러 영상에 대해 획득 및 복원 성능을 측정 및 비교하였으며 제안된 알고리즘이 우수한 복원 성능을 보임을 알 수 있다.

ABSTRACT

Compressive sensing has proved that a signal can be restored from less samples than the Nyquist rate. Reducing the required data rate is essential for a variety of fields including compression, transmission, and storage. It has been made lots of attempt to apply the compressive sensing theory into data intensive fields, such as image processing which needs to cover 4K and 8K pictures. In this paper, an image acquisition algorithm based on compressive sensing is proposed. It combines DCT, which can compact the energy of a image into a few coefficients, and the Noiselet transform, which is incoherent with DCT. The DCT coefficients represent the coarse structure of the images while the Noiselet information holds the fine details. Performance experiments with several images show that the proposed image acquisition algorithm not only outperforms the previous results, but also improves the reconstruction quality faster as the number of measurements increases.

키워드 : 영상 획득, 압축센싱, DCT, Noiselet, 2차 콘 프로그램

Key word : Image Acquisition, Compressive Sensing, DCT, Noiselet, SOCP (second order cone program)

Received 01 September 2016, Revised 02 September 2016, Accepted 08 September 2016

* Corresponding Author Seehyun Kim(E-mail:seehyun@suwon.ac.kr, Tel:+82-31-229-8217)

Department of Information and Communications Engineering, The University of Suwon, 18323, Korea

Open Access <http://dx.doi.org/10.6109/jkiice.2016.20.10.1961>

print ISSN: 2234-4772 online ISSN: 2288-4165

©This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License(<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0/>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.
Copyright © The Korea Institute of Information and Communication Engineering.

I. 서 론

영상 신호의 응용 분야는 과거 수십 년 동안 지속적으로 확대되어 왔으며 그 중요성 또한 매우 급격하게 증가하고 있다. 특히 다루는 해상도도 HD(high definition, 2K)에서 4K, 8K 등으로 선형적으로 증가하고 있으며 픽셀 수는 제품의 형태로 늘어나고 있다. 따라서 영상 신호의 획득, 저장, 전송을 위해 압축의 필요성 또한 매우 높아지고 있다.

영상의 일반적인 주파수 집중 특성을 이용한 DCT(discrete cosine transform) 기반 영상 압축 방법이 JPEG, MPEG1,2, H.264까지 오랜 기간 널리 활용되어 왔다[1]. 그러나 DCT는 개개의 영상이 가지고 있는 고유한 특성을 효과적으로 표현할 수 없는 단점이 있다. 많은 연구 결과로부터 웨이블릿 변환이 입력 영상이 갖는 고유한 구조 및 특성을 우수하게 표현할 수 있음이 증명되었고 이 결과는 JPEG2000 등에 채택되기도 하였다[2].

최근 들어 활발하게 이론적인 기반을 확립해 가고 있는 압축센싱(compressive sensing)은 영상 압축분야에도 큰 역할을 할 것으로 기대되고 있다. 특히 고해상도 영상의 획득, 고주파 성분 또는 잡음이 포함된 영상의 압축 및 복원 등에 우수한 성능을 보일 잠재력을 가지고 있다. Candes, Romberg, Tao 등은 DCT와 Noiselet 변환을 적용한 후 SOCP(second order cone program) 방법으로 영상 복원의 성능을 향상시킬 수 있음을 보였다[3,4].

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2절에서는 영상 데이터의 압축센싱을 위한 수학적 배경을 기술하고 3절에서는 영상 복원 성능이 우수한 새로운 압축센싱 기반 영상 획득 방법이 제안된다. 다양한 테스트 영상을 이용하여 제안된 영상 획득 방법의 복원 성능을 비교한 결과는 4절에 소개된다. 마지막으로 5절에서 수행된 연구의 결과를 정리한다.

II. 영상의 압축센싱을 위한 이론적 배경

n 차원 신호 x 를 기저 신호 $\psi_i, i=1, \dots, n$ 로 표현한 z 가 희소(sparse)하다면 압축센싱 이론에 의하여 또 다른 기저 신호 $\phi_i, i=1, \dots, m$ 으로 측정된 $y(y=\Phi x)$ 로

부터 아래와 같은 convex 프로그램을 풀어 x 를 복원해 낼 수 있음이 알려져 있다[3,4].

$$\min \|\Psi x\|_1 \text{ subject to } \Phi x = y \quad (1)$$

영상 신호의 압축 관점에서 보면 Φ 와 Ψ 를 어떻게 선택하느냐에 따라 복원 성능이 큰 차이를 보인다. [5]의 결과에 따르면, Φ 와 Ψ 의 상관도에 따라 주어진 화질로 원 신호를 복원하기 위해 필요한 측정치의 개수가 결정된다. 즉, 두 행렬의 상관도가 적을수록 필요한 측정치의 개수가 줄어든다.

오랜 연구 결과를 통해 자연 영상은 DCT와 웨이블릿 변환에 대해 희소한 계수를 가짐이 잘 알려져 있다. 또한 Noiselet 변환은 이들과 상관도가 매우 낮다. 따라서 압축센싱을 통한 영상 복원에 DCT와 웨이블릿변환이 활용될 수 있음을 알 수 있다.

III. 압축센싱 기반 영상 획득 및 복원 방법

3.1. 영상 획득 방법

영상을 충실히 획득할 수 있는 한 가지 방식은 영상의 구조를 효과적으로 표현할 수 있는 측정 방법을 이용하는 것이다. 대표적인 예가 JPEG 및 MPEG 등에 널리 채택된 DCT이다. DCT는 영상 데이터에 대해 KLT(Karhunen-Loeve transform)의 성능에 근접하는 에너지 압축 성능을 가지고 있다. 예를 들어 256x256 해상도를 갖는 Cameraman 영상의 경우 전체 65536개 중 약 1.5%에 해당하는 1000개의 DCT 계수로 약 97%의 에너지를 획득할 수 있다. 그러므로 입력 영상에 대해 2차원 DCT를 수행하여 높은 에너지를 갖는 계수를 추출한다.

DCT 계수의 추출을 위해 2차원 계수의 직렬화가 필요한데 직렬화 방법에는 대표적으로 zig-zag 스캔 방법이 있다. 그러나 통계적인 특성에 따르면 수직 주파수 성분이 수평 주파수 성분보다 에너지가 높기 때문에 alternate 스캔 방법이 에너지 압축에는 더 효과적이다 [6]. 따라서 제안된 영상 획득 방법에서는 alternate 스캔 방법을 채용한다.

DCT가 적은 계수로 입력 영상의 개략적인 특성을 효과적으로 나타낼 수 있지만, 서로 다른 영상이 가지고 있는 고유한 구조 및 특성을 적응적으로 잘 표현해

주지는 못한다. 개개의 영상의 독특한 구조를 잘 표현해 줄 수 있는 방법으로는 웨이브렛 변환이 있다[7]. 웨이브렛 계수들은 입력 영상의 에지(edge)를 따라 많이 모인다. 반대로 평탄한 영역에서는 발생하는 에너지가 적다. 이러한 장점에도 불구하고 웨이브렛 변환은 전체 영상이 모두 준비된 후에야 적용 가능하므로 영상 획득에는 적합하지 않다.

웨이브렛 계수 m 개로 복원할 수 있는 영상의 수준은 $5m$ 개의 incoherent 측정치로도 복원할 수 있음은 잘 알려져 있다. 또한 incoherent 변환은 미리 정해진 측정 벡터를 이용하여 구현되므로 영상의 즉각적인 획득에 적용될 수 있다. 즉, DCT 계수로는 추출이 효율적으로 되지 않는 영상의 세부 특성들을 incoherent 변환의 계수로 효율적으로 표현가능하다. Noiselet 변환은 incoherent 변환의 한 종류이며 여러 가지 바람직한 특성을 가지고 있다[8]. 세부적으로 보면 Noiselet 변환은 각 픽셀의 부호를 임의로 바꾸어 더한 결과를 출력한다. 이러한 특성은 l_1 norm을 최소화하여 원 신호를 복원하는 압축센싱 기법에 적합하다.

3.2. 영상 복원 방법

위와 같이 저주파 DCT 계수와 임의의 Noiselet 계수의 조합으로 획득된 영상을 SOCP를 통해 total variation을 최소화하는 방법으로 복원한다[9]. 즉,

$$\min \|X\|_{TV} \quad \text{subject to } AX=y \quad (2)$$

$$\text{단, } \|X\|_{TV} = \sum_{i,j} \sqrt{(x_{i+1,j} - x_{i,j})^2 + (x_{i,j+1} - x_{i,j})^2}$$

X 는 입력 영상이며, $x_{i,j}$ 는 X 의 (i,j) 번째 픽셀이다. A 는 DCT 계수와 Noiselet 계수를 계산하는 기저함수들로 구성된다. 즉, 입력 영상에 변환 A 를 적용한 AX 가 DCT 계수와 Noiselet 계수로 구성된 측정 벡터 y 가 된다. 영상 복원을 위한 SOCP는 matlab 프로그램으로 작성되었다.

IV. 영상 복원 성능 비교 실험

4.1. 실험 환경

제안된 영상 획득 방법의 성능을 평가하기 위해 여러

가지의 기존 영상 획득 방법의 성능을 평가하였다. 먼저 가장 전통적인 선형 획득 방법으로 실험하였다. 즉, 2차원 DCT 변환을 입력 영상에 대해 수행하고 그 계수의 일부를 저장하여 영상을 획득하는 방법이다. DCT는 Karuhnen-Loeve 변환에 근접하는 성능을 보임이 잘 알려져 있고 JPEG, MPEG 등의 영상 압축에 널리 쓰이고 있다. 2차원 계수의 직렬화 방법으로는 가장 일반적인 zig-zag 스캐닝 방법을 사용하였다. 직렬화된 DCT 계수의 일부만으로 영상을 복원하여 그 PSNR(peak signal to noise ratio)과 PEEN(percentage error energy norm)을 측정하였다. 각각은 다음과 같이 계산한다.

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{255^2}{MSE} \quad (3)$$

단, $MSE = \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (x_{ij} - \hat{x}_{ij})^2$ 이다. 입력 영상의 크기는 $n \times n$ 이고, x_{ij} 는 원 이미지의 픽셀값이며, \hat{x}_{ij} 는 복원된 픽셀값이다.

$$PEEN = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (x_{ij} - \hat{x}_{ij})^2}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n x_{ij}^2}} \times 100 \quad (4)$$

두 번째 방법은 선형 획득 방법을 사용하지만 복원할 때에 추가로 total variation을 최소화하는 방법을 사용하였다. Total variation은 영상 내의 모든 픽셀에서 수직 및 수평 방향 인접 픽셀과의 차이의 합이므로 본질적으로 l_1 norm과 유사하다.

세 번째 방법은 Romberg[10]가 제안한 방법으로 선형 획득 방법을 사용하지만 추가로 압축센싱 방법을 활용한다. 즉 영상 획득을 위해 DCT의 저주파 계수와 함께 incoherent 측정값을 사용한다. Incoherent 측정에는 Noiselet 변환을 사용하였다. 예를 들어 N 개의 데이터로 입력 영상을 획득한다면 DCT 계수 n_1 개와 Noiselet 계수 n_2 개를 사용한다. 단, $n_1 + n_2 = N$ 이다. 영상 복원을 위해서 l_1 norm을 최소화하는 방법을 사용할 수도 있으나, total variation을 최소화하는 방법을 사용하였다.

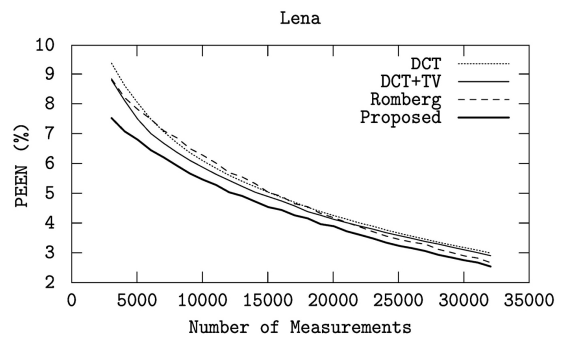
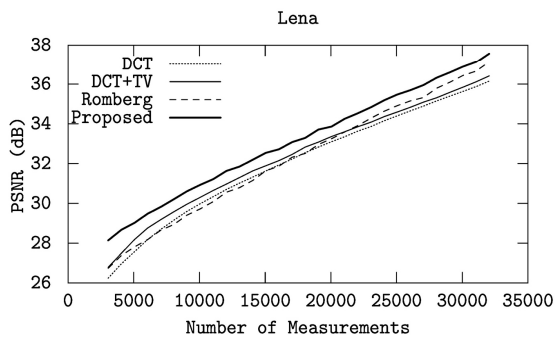
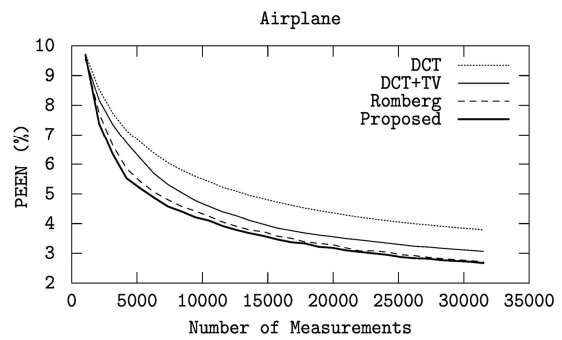
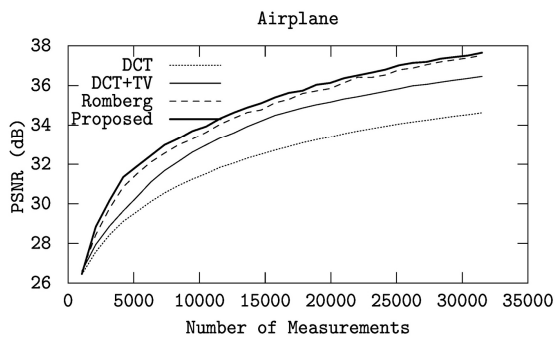
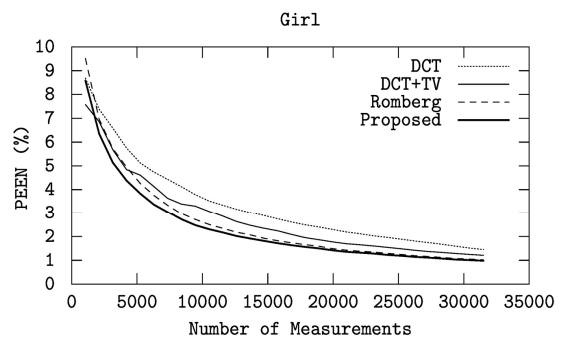
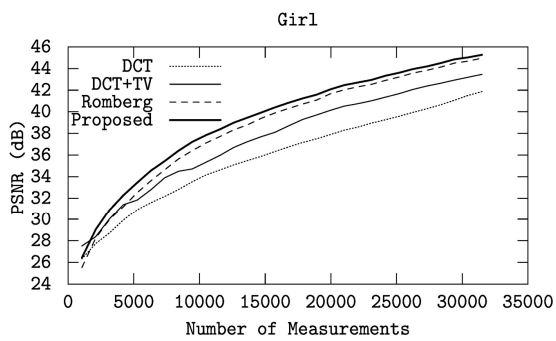
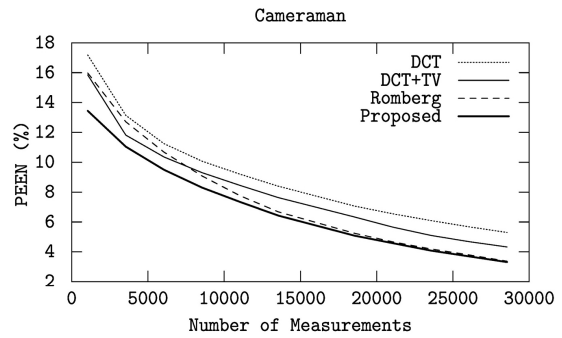
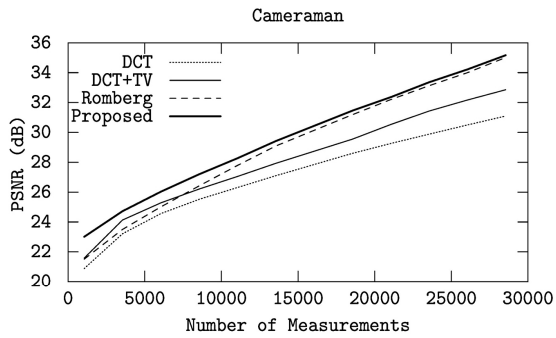


Fig. 1 PSNR vs. the number of measurements used in reconstruction of test images

Fig. 2 PEEN vs. the number of measurements used in reconstruction of test images

마지막으로 제안된 방법에 따라 DCT 계수를 에너지의 크기에 따라 alternate 스캔하여 n_1 개를 취하고 Noiselet 변환을 이용한 incoherent 측정값 n_2 개를 선택하여 총 N 개의 계수로 영상을 획득한다 ($n_1 + n_2 = N$). 획득된 영상으로 원 영상을 복원할 때에는 식 (2)와 같이 total variation을 최소화하는 방법을 사용하였다.

4.2. 복원 성능 비교

제안된 압축센싱 기반의 영상 획득 방법의 영상 복원 성능 비교를 위해 Cameraman, Girl, Airplane, Lena 영상을 사용하였다. 그림 1과 2는 영상 복원에 사용한 측정치의 개수와 복원된 영상의 PSNR과 PEEN을 각 테스트 영상에 대해 보여준다. 그림 3에서는 20000개의 측정치를 사용하여 복원한 테스트 영상을 보여준다. 원 영상을 네 가지 방법으로 획득하고 복원하였다. 먼저 DCT 계수만으로 영상을 측정 후 복원한다 (“DCT” 방식). 입력 영상의 크기보다 적은 계수를 사용하여 복



Fig. 3. Reconstructed images using N measurements; DCT coefficients only, DCT coefficients with TV recovery, and DCT and Noiselet coefficients with TV recovery from the left

원하기 위해 최소자승 (least squares) 기법을 활용한다. 즉, 측정 행렬의 pseudo inverse를 이용하여 복원한다. 두 번째로는 DCT 계수만으로 측정한 후 TV를 최소화하는 SOCP를 풀어 영상을 복원한다 (“DCT+TV” 방식). 세 번째로는 Romberg의 방법을 사용하며, 마지막으로 본 논문에서 제안된 방법을 사용하여 입력 영상을 복원한다.

모든 테스트 영상과 거의 모든 실험 환경에서 제안된 영상 획득 방법이 기존의 방법보다 우수한 복원 성능을 보임을 알 수 있다. Cameraman 영상에서는 제안된 알고리즘의 장점이 잘 나타나고 있다. 전반적으로 복원된 영상의 PSNR이 다른 방식에 비해 우수할 뿐 만 아니라 측정치의 갯수에 따라 PSNR의 개선 속도도 훨씬 빠르다. 즉, DCT 계수의 경우 약 5000개까지는 복원 영상의 화질에 상당히 기여하지만, 측정치를 더 사용한다면 DCT 계수보다 Noiselet 계수를 이용하여 압축센싱 방법으로 복원하는 것이 더 높은 화질 개선을 가져온다. PEEN 결과에 따르면 오차의 파워는 측정치의 갯수가 적을 때 더 큰 차이를 보인다. 그림 3의 영상을 보면 DCT 방식은 에지 주변으로 링잉 현상이 두드러지게 나타나고 있으며, 제안된 알고리즘이 DCT+TV 방식보다 에지를 선명하게 복원함을 확인할 수 있다.

Airplane 영상에서도 제안된 알고리즘에 의한 복원 영상이 전반적으로 비교 대상의 다른 복원 영상보다 우수한 PSNR과 PEEN을 보임을 알 수 있다. 특히, 측정치 개수가 10000개를 넘어가면 성능차이가 꾸준히 늘어남을 볼 수 있다.

V. 결론

본 논문에서는 DCT와 Noiselet 정보를 이용한 영상 획득과 압축센싱 기법에 기반한 복원 알고리즘을 제안하였다. 2차원 DCT 계수는 alternate 스캔 방식으로 선택하였고, Noiselet 정보는 임의의 위치의 계수로 선정하였다. 입력 영상은 total variation을 최소화하는 2차원 프로그램(SOCP)를 풀어 복원하였다. 서로 다른 특성을 갖는 영상들에 대한 모의실험 결과로부터 제안된 영상 획득 방법의 기존의 방법들에 비해 우수한 복원 성능을 보임을 알 수 있다.

REFERENCES

- [1] W. Pratt, *Digital Image Processing*, 4th Ed., Wiley-Interscience, New Jersey, 2007.
- [2] A. Skodras, C. Christopoulos, and T. Ebrahimi, "The JPEG2000 still image compression standard," *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 18, no. 9, pp. 36-58, Sep. 2001.
- [3] E. Candes, J. Romberg, and T. Tao, "Robust uncertainty principles: Exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information," *IEEE Trans., Information Theory*, vol. 52, no. 2, pp. 489-509, Feb. 2006.
- [4] D. Donoho, M. Elad, and V. Temlyakov, "Stable recovery of sparse overcomplete representation in the presence of noise," *IEEE Trans., Information Theory*, vol. 52, no. 1, pp. 6-18, Jan. 2006.
- [5] E. Candes, J. Romberg, "Sparsity and incoherence in compressive sampling," *Inverse Prob.*, vol. 23, no. 3, pp. 969-986, June 2007.
- [6] E. Lam and J. Goodman, "A mathematical analysis of the DCT coefficient distributions for images," *IEEE Trans., Image Processing*, vol. 9, no. 10, pp. 1661-1664, Oct. 2000.
- [7] S. Mallat, *Digital A Wavelet Tour of Signal Processing*, 2nd Ed., Academic, 1999.
- [8] R. Coifman, F. Geshwind, and Y. Meyer, "Noiselets," *Applied and Computational Harmonics Analysis*, vol. 10, no. 1, pp. 27-44, January 2001.
- [9] S. Boyd and L. Vandenberghe, *Convex Optimization*, Cambridge Univ. Press, New York, 2004.
- [10] J. Romberg, "Imaging via compressive sampling," *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 25, pp. 14-29, March 2008.



김시현(Seehyun Kim)

1996년 서울대학교 제어계측공학과 박사
~ 1997년 University of California, Berkeley, Postdoctorate researcher
~ 2001년 LG전자 책임연구원
~ 2010년 ㈜백실리온 연구소장
~ 현재 수원대학교 정보통신공학과 조교수
※관심분야 : 신호처리, 디지털통신, 영상신호처리, SoC