

복원 블록 크기 변화에 따른 BCS-SPL기법의 이미지 복원 성능 비교

(Performance Comparison of BCS-SPL Techniques Against a Variety of Restoring Block Sizes)

류 중 선¹⁾, 김 진 수^{2)*}

(Joong-seon Ryu and Jin-soo Kim)

요 약 압축 센싱은 사본/나이퀴스트 표본화 정리를 만족하는 나이퀴스트 율보다 더 적은 수의 표본화 주파수로 신호를 획득하더라도 그 신호가 성긴 신호라는 조건 하에 샘플링을 가능하게 하는 신호 처리 기술이다. 특히, BCS-SPL 구조는 가장 널리 사용되고 있는 방법 중에 한 가지이고, 현재에는 다양한 BCS-SPL 방식들이 연구되고 있다. 그러나 복원할 때, 블록크기는 복원 영상의 품질에 큰 영향을 미치고, 본 논문에서는 기본 구조와 더불어 구조화된 형태에 대해 다양한 블록 크기에 따라 성능을 비교한다. 다양한 실험 결과를 통하여 기본적인 구조의 BCS-SPL 알고리즘이 블록 크기 4일 때 가장 우수한 성능을 보여줌을 확인한다.

핵심주제어 : 압축센싱, BCS-SPL, 구조화된 측정 행렬, 블록 크기

Abstract Compressed sensing is a signal processing technique for efficiently acquiring and reconstructing in an under-sampled (i.e., under Nyquist rate) representation. Specially, a block compressed sensing with Smoothed Projected Landweber (BCS-SPL) framework is one of the most widely used schemes. Currently, a variety of BCS-SPL schemes have been actively studied. However, when restoring, block sizes have effects on the reconstructed visual qualities, and in this paper, both a basic scheme of BCS-SPL and several modified schemes of BCS-SPL with structured measurement matrix are analyzed for the effects of the block sizes on the performances of reconstructed image qualities. Through several experiments, it is shown that a basic scheme of BCS-SPL provides superior performance in block size 4.

Key Words : Compressed Sensing, BCS-SPL, Structural Measurement Matrix, Block Size

1. 서 론

최근 데이터통신과 네트워크 기술 및 기기의 발전으로 네트워크 환경은 점차 사물 인터넷 (IoT) 환경으로 진화 하고 있다. 특히 압축 센싱 (CS: Compressed Sensing) 기법에 대하여 매우 활발한 연구가 수행되고 있다. 압축 센싱은 Shannon/Nyquist 표본화 정리를 만족하는 Nyquist rate보다 더 적은 수의 표본화 주파수로

* Corresponding Author : jskim67@hanbat.ac.kr

† 이 논문은 2015년도 한밭대학교 교내학술연구비의 지원 받았음.

Manuscript received June 6, 2016 / revised June 21, 2016 /
accepted June 21, 2016

1) 한밭대학교 멀티미디어공학과, 제1저자

2) 한밭대학교 정보통신공학과, 교신저자

신호를 획득하더라도 그 신호가 성긴(Sparse) 신호라는 기준 하에 샘플링을 가능하게 하는 핵심 요소 기술이다[1]. 하지만, 2D 이미지 장치에 적용했을 때 많은 연산량을 필요로 하는 복원 처리와 랜덤 샘플링 연산자를 저장할 큰 메모리를 요구하는 한계가 있어, 이를 개선하기 위한 많은 연구가 진행되고 있다.

데이터 처리는 디지털 무선통신 시스템에서 중요한 부분으로서, 원래의 신호 전체에 대한 샘플링이 먼저 이루어진 후 데이터 압축이 수행되던 기존의 접근 방식과 달리 최근 대부분의 연구에서는 적은 수의 샘플로 신호의 속성을 수집하는 기법에 집중하고 있다. 즉, 압축 센싱된 신호의 복원 복잡도를 줄이기 위한 방법으로, 압축 센싱(또는 복원)을 영상프레임 단위로 하는 것이 아니라 매 영상프레임을 작은 단위 블록으로 나눈 후, 블록 크기와 측정률에 따라 각 블록들에 순차적으로 적용하는 블록기반 압축 센싱(BCS: Block-based Compressed Sensing) 기술이 개발되었다[2]. 블록 기반 압축 센싱은 프레임 기반 압축 센싱에 비해 메모리 문제 및 복잡도가 현저히 낮다는 장점 때문에 압축 센싱 및 복원을 구현하는데 많이 사용되고 있지만, 각 블록마다 다른 성김도(Sparsity)에 따라 복원 영상 블록별로 화질 열화 정도가 다를 수 있다. 이로 인해, 복원 영상 블록 경계들 간에 블록화 현상이 현저하게 보여 화질 열화와 같은 문제점을 가질 수 있다. 따라서 블록 기반 CS 복원을 사용하면서도 동시에 복원 영상의 화질을 향상시키는 복원 방법의 개발을 위한 연구들이 매우 중요하다. 물론 블록화 현상의 발생원인과 제거방법은 전통적인 블록 변환 압축방법에서 이미 오랫동안 다루어진 문제이고, 당초의 BCS 기술과 결부되어 이런 문제를 개선하기 위하여, SPL(Smoothed Projected Landweber) 기법이 추가로 적용된 BCS-SPL 방법이 개발된 바 있다[3]. 이 BCS-SPL 방법을 사용하면, 기존의 영상프레임기반 기술과 비교하여 상대적으로 더욱 간단하고 빠르고 압축 센싱 및 복원을 할 수 있으며, 또한 압축 센싱 및 복원과정에 소요되는 저장 공간도 줄일 수 있다. 하지만, 기존의 블록 변환 압축방법과는 다르게 블록의 성김도 정도와 직접적으로 연관되어 발생하는

압축 센싱에서 발생하는 블록화 현상에 대하여 그 원인과 성질을 분석한 연구는 있으나, 블록 크기에 따른 복원 성능 연구는 아직 많지 않은 상태이다.

BCS-SPL 구조에 DPCM (Differential Pulse-Code Modulation)과 스칼라 양자화 (Scalar Quantization)를 적용한 방법이 있는데, 이 방식은 오직 고정된 예측방향에서 상관관계가 높은 블록에 대해서만 효과적이라는 단점을 가지고 있다[4]. 자연 이미지(Natural Image)는 다양한 방향의 공간 상관관계를 가지고 있기 때문에, 이웃하는 블록으로부터 다양한 방향의 후보들 사이에서 예측방향을 선택함으로써 [4]의 문제점을 극복하고자 여러 방향의 MP (Measurement Prediction)을 시도하였다[5][6]. 더불어, 이웃하는 블록들 사이에서 공간 상관관계는 블록 크기가 작을수록 더 높게 나오는 특성이 있다. 그래서 작은 블록 크기는 예측 성능 측면에서는 더 좋게 나오지만, 작은 블록의 CS복원은 큰 블록의 CS복원보다 효율적이지 않다. 이러한 두 개의 상충하는 속성을 해결하기 위해서 센싱할 때는 작은 블록 크기로, 복원 할 때는 큰 블록 크기로 복원을 가능하게 하는 SMM (Structural Measurement Matrix)에 대한 연구를 시도하기도 하였다[7][8]. SMM은 MP를 작은 블록으로 예측하면서 큰 블록의 복원 품질 성능과 비슷한 결과를 만들었고 우수한 RD 성능을 보여주었다[7]. 또한, BCS-SPL 복호화 과정에서 IHT (Iterative Hard Thresholding) 사용시 화질 개선 정체 구간이 많아 계산량이 증가하는 문제에 대해서 IT(Iterative Thresholding)로 대체하여 성김도 감소 조건을 추가하여 반복 횟수를 현저히 감소시킨 연구 방법도 발표된 바 있다[9]. 이와 같은 연구와 더불어 다양한 압축 및 센싱과 관련한 연구가 수행된 바가 있다[10-12]. 이와 관련한 연구에 따라서 본 논문에서는 BCS-SPL 기법과 더 나아가 작은 블록 크기로 센싱하고 큰 블록에서 복원을 가능하게 하는 SMM을 이용한 BCS-SPL 기법을 복원 블록 크기 변화에 따라 성능을 비교해보고자 한다.

이를 위한 본 논문의 구성은 다음과 같다. 제 II절에서는 기존의 BCS-SPL 기법과 구조화된

측정 행렬을 이용한 BCS-SPL 기법의 특징을 설명하고, 제 III절에서는 모의실험을 통하여 제안 방식의 성능을 검증하고 끝으로 제 IV절에서는 결론을 맺는다.

2. 기존 BCS-SPL 알고리즘과 구조화된 측정행렬에 의한 BCS-SPL 알고리즘

2.1 기존의 BCS-SPL 알고리즘

Fig. 1은 기존 BCS-SPL 구조의 전체적인 흐름도를 나타내고, Fig. 2는 BCS-SPL 알고리즘에 대한 Pseudo-code 구조를 나타낸다[3]. 먼저, 부호화 부분에서 입력 이미지가 들어오게 되면 이미지는 $B \times B$ 블록으로 나누어지고 측정행렬(substrate)에 의해 정해진 크기의 측정행렬을 이용하여 샘플링된다. 이 때, 입력 이미지는 raster-scan 방식으로 스캔되어진다. 입력 이미지 X 의 j 번째 블록을 x_j 고 가정하자. 그에 상응하는 y_j 는 $y_j = \Phi_B x_j$ 와 같이 표현이 된다. 여기서, Φ_B 는 $M_B (= \lfloor \frac{M}{N} B^2 \rfloor) \times B^2$ 크기의 직교 측정행렬이다. 전체 이미지 X 에 랜덤 샘플링을 사용하는 것보다 BCS를 사용하는 것이 몇 가지 장점을 가지고 있다. 첫 번째 장점은 측정 연산자 Φ_B 는 압축 크기 때문에 편리하게 저장되고 사용이 가능하다. 두 번째 장점은 부호화기에서 전체 이미지가 측정될 때까지 기다릴 필요가 없다. 마지막으로 초기 측정치는 Φ_B 의 작은 크기 때문에 손쉽게 계산이 가능하다.

복호화 부분에서는 압축된 신호 y 가 들어오게 되면 초기치 $x^{(0)}$ 로 바꾸고 SPL구조를 정해진 종료 기준을 만족시키기 전까지 Wiener 필터링, PL(Projected Landweber), IHT를 반복적으로 수행한다. 여기서, Wiener 필터는 공간 영역에서 신호 내 잡음과 블록화 현상을 제거하고, PL 과정은 신호를 원 영상으로 복원한다. 또한 IHT 과정은 복원되고 있는 영상신호내의 잡음 정도를 변환 도메인에서 추정하고, 이 추정된 값보다 작은 값을 가지는 복원 영상 계수들을 0으로 설정하여 복원 신호의 성감도를 증가시킨다.

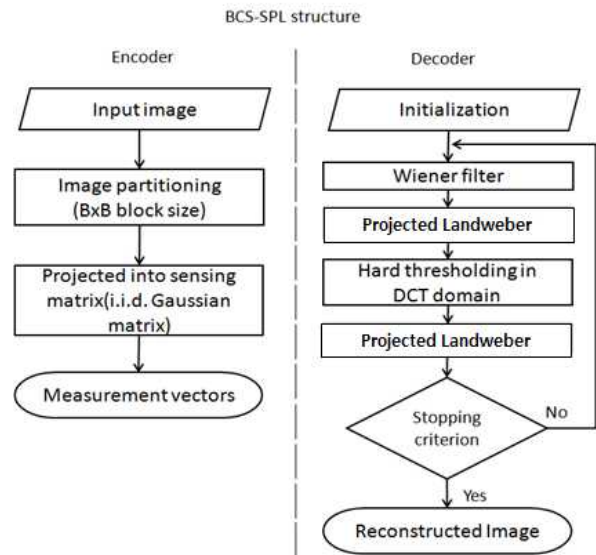


Fig. 1 Conventional BCS-SPL Structure[7]

$$\begin{aligned}
 &function\ x^{(i+1)} = SPL(x^{(i)}, y, \Phi_B, \Psi, \lambda) \\
 &\hat{x}^{(i)} = Wiener(x^{(i)}) \\
 &for\ each\ block\ j \\
 &\quad \hat{x}_j^{(i)} = \hat{x}_j^{(i)} + \Phi_B^T(y - \Phi_B \hat{x}_j^{(i)}) \\
 &\quad \tilde{x}^{(i)} = \Psi \hat{x}^{(i)} \\
 &\quad \tilde{x}^{(i)} = Threshold(\tilde{x}^{(i)}, \lambda) \\
 &\quad \bar{x}^{(i)} = \Psi^{-1} \tilde{x}^{(i)} \\
 &for\ each\ block\ j \\
 &\quad x_j^{(i+1)} = \bar{x}_j^{(i)} + \Phi_B^T(y - \Phi_B \bar{x}_j^{(i)})
 \end{aligned}$$

Fig. 2 BCS-SPL pseudo-code[3]

SPL을 pseudo-code로 자세히 보면, 복호화기에서 부호화기로부터 처음 압축된 신호 y 값을 받게 되면 초기값 $x^{(0)}$ 은 $x^{(0)} = \Phi^T y$ 로 얻어진다. 입력 값은 $x^{(i)}, y, \Phi_B, \Psi, \lambda$ 이다. 여기서, Φ_B 는 센싱 행렬이고, Ψ 는 희소화 행렬이고, λ 는 고정된 상수이다. $i+1$ 번째 $x^{(i+1)}$ 은 i 번째 $x^{(i)}$ 를 Wiener 필터링 한 다음 IHT를 통해서 얻을 수 있다. 이때, Wiener 필터링은 3×3 크기를 가지고, 희소화 행렬 Ψ 는 DCT 같은 변환을 사용한다. $Thresholding(\cdot)$ 은 식 (1)과 같이 정의된다.

$$\tau^{(i)} = \lambda \sigma^{(i)} \sqrt{2 \log K} \quad (1)$$

여기서, λ 는 고정된 상수이고, K 는 입력영상 크기, $\sigma^{(i)}$ 는 robust median estimator로 식(2)와 같이 정의된다.

$$\sigma^{(i)} = \frac{\text{median}(\tilde{x}^{(i)})}{0.6745} \quad (2)$$

SPL의 종료 조건은 $|D^{(i+1)} - D^{(i)}| < 10^{-4}$

이고, $D^{(i+1)} = \frac{1}{\sqrt{N}} \left\| x^{(i)} - \hat{x}^{(i)} \right\|_2$ 이다.

2.2 하다마드 변환 형태의 구조화된 측정 행렬을 이용한 BCS-SPL

본 논문에서는 하다마드(Hadamard) 변환 형태의 일반적인 구조화된 형태를 제시한다. 하다마드 변환은 다음 식과 같이 반복적인 형태로 정의된다.

$$H_2 = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{bmatrix}, H_{2n} = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} H_n & H_n \\ H_n & -H_n \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$H_4 = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & -1 & 1 & -1 \\ 1 & 1 & -1 & -1 \\ 1 & -1 & -1 & 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

기존의 블록 크기 $B \times B$ 크기를 가지는 블록 기반 압축 이미지 처리에서 하나의 신호는 하나의 블록에 대해서 $N = (B^2) \times 1$ 행 벡터로 표현이 된다. 이러한 구조에서 식(4)를 도입하여 측정률 (subrate) M/N 을 가진 측정 행렬의 구조 Φ_{SMM} 를 이용한다.

$$\Phi_{SMM} = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} \phi & \phi & \phi & \phi \\ \phi - \phi & \phi - \phi & & \\ \phi & \phi & -\phi & -\phi \\ \phi - \phi & -\phi & \phi & \phi \end{bmatrix} \quad (5)$$

여기서, ϕ 는 $M/4 \times N/4$ 크기를 가진 측정 행렬

이고, 값은 $M/4 \times N/4$ 크기에 가우시안 랜덤 난수를 이용해 채우게 된다. ϕ 와 Φ_{SMM} 는 크기만 다를 뿐 쓰임은 같다. 기존의 구조화된 측정 행렬을 이용한 압축 센싱 기법은 $B \times B$ 크기의 블록을 $N \times 1$ 행 벡터 x 로 직접적으로 바꾸는 것 대신에 겹치지 않는 $B/2 \times B/2$ 크기를 가진 서브블록으로부터 4개의 행 서브벡터 x_1, x_2, x_3, x_4 를 만들어낸다. 그러므로 N 길이를 가진 행 벡터 x 는 $x = [x_1^T, x_2^T, x_3^T, x_4^T]^T$ 로 표현이 된다. 같은 방법으로 $B \times B$ 블록에 대한 측정 벡터 $y(B)$ 는 식 (6)과 같다.

$$y(B) = \Phi_{SMM} x = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} y_1 + y_2 + y_3 + y_4 \\ y_1 - y_2 + y_3 - y_4 \\ y_1 + y_2 - y_3 - y_4 \\ y_1 - y_2 - y_3 + y_4 \end{bmatrix} \quad (6)$$

i 번째 $B/2 \times B/2$ 서브 블록에 대해서 측정 벡터는 $y_i(B/2) = y_i = \phi x_i, i = 1, \dots, 4$ 이다. Φ_{SMM} 으로 센싱한 $B \times B$ 블록에 대한 측정 벡터 $y(B)$ 는 ϕ 으로 센싱한 4개의 측정 벡터 y_i 들로 만들어진다.

Jeon[7]등이 언급한 MP의 예측 성능 측면은 이웃하는 블록들 사이에서 공간 상관관계는 블록 크기가 작을수록 더 좋게 나오지만, 작은 블록의 CS복원은 큰 블록의 CS복원보다 효율적이지 않기 때문에 BCS-SPL에 구조화된 측정 행렬을

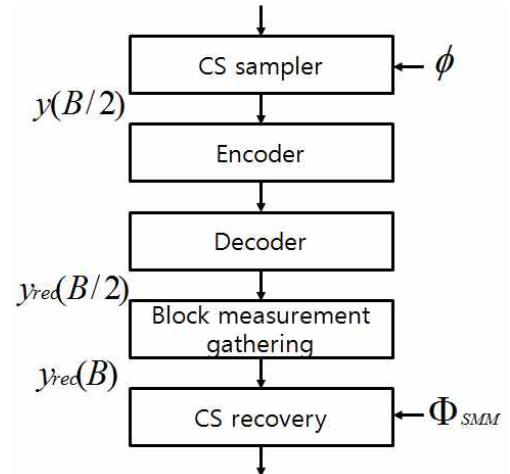


Fig. 3 Structural measurement matrix in compressive imaging[7].

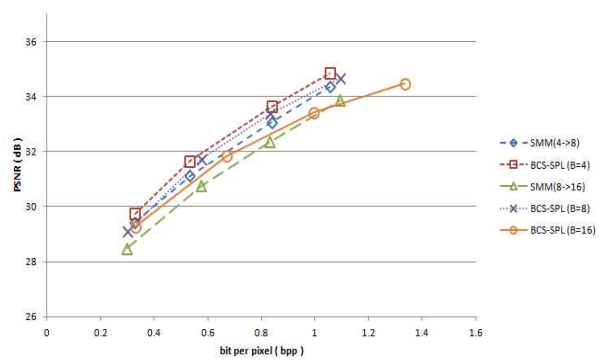
사용하면 두 개의 상충 하는 속성을 해결하여 센싱할 때는 작은 블록 크기로, 복원 할 때는 큰 블록 크기로 복원을 가능하게 하여 기존의 BCS-SPL 과 비교했을 시 RD 성능 측면에서 우수함을 보여주었다.

구조화된 측정 행렬의 코딩 순서는 Fig. 3과 같다. 샘플러는 측정 행렬 ϕ 을 이용해 서브 블록 측정 벡터 $y(B/2)$ 를 만든다. 이 측정 벡터 $y(B/2)$ 는 디코더에서 복원된 측정 벡터 $y_{rec}(B/2)$ 를 얻기 위해 MP에 의해 사용된다. 그 다음 복원된 측정 벡터 $y_{rec}(B/2)$ 는 식(4)를 사용해서 블록 측정 벡터인 $y_{rec}(B)$ 로 합쳐지게 된다. 마지막으로 이미지는 $y_{rec}(B)$ 과 Φ_{SMM} 을 이용해 기존 BCS-SPL의 CS복원 알고리즘[3]에 의해 복원된다.

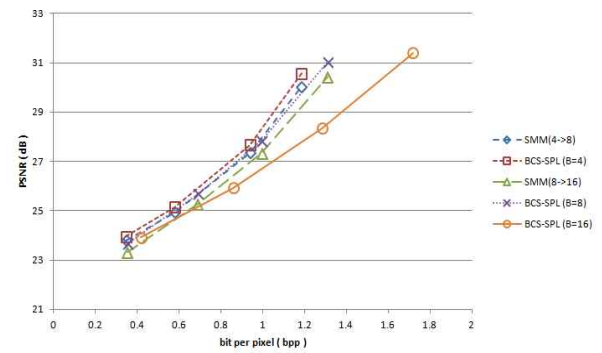
3. 실험결과

복원 블록 크기 변화에 따른 성능을 확인하기 위해 기존 BCS-SPL 기법과 구조화된 측정행렬을 이용한 BCS-SPL 기법을 모의 실험하여 성능을 비교분석하였다. 실험에 사용된 영상은 Fig. 4와 같이 8비트(bit) 512x512 흑백영상으로 Lenna, Barbara, Peppers, Mandrill, Goldhill을 사용하였다. 실험 조건은 블록크기(block size)는 2, 4, 8, 16이고, 측정률(substrate)은 0.2, 0.4, 0.6, 0.8, MP는 [7]와 동일한 방법을 사용하였고, 양자화 스텝(Quantization step)의 크기를 16 적용 후 허프만 부호화를 사용하였고, 센싱 행렬 ϕ 는 가우시안 랜덤 행렬(Gaussian random matrix)를 사용하였고, 회소화 행렬 ψ 은 DCT(Discrete Cosine Transform)를 사용하였다. 각 영상에 대해서 총 5회 반복실험 후 이를 평균화하여 최종 결과값을 산출하였다. 그리고 표현을 간단히 하기 위해서 SMM(4->8)은 MP를 작은 블록 크기 4에서 수행하고 복원을 큰 블록 크기 8로 수행하는 것을 의미한다.

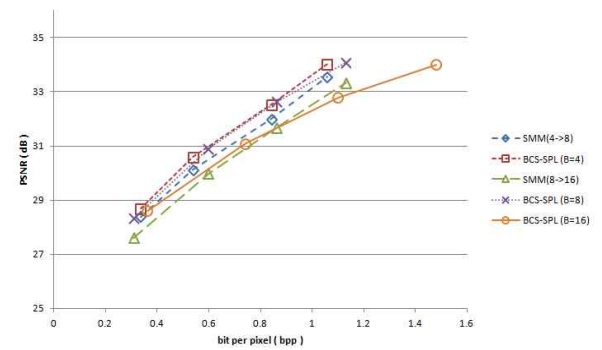
Fig. 4는 복원 블록 크기 변화에 따른 BCS-SPL과 구조화된 측정행렬을 이용한 BCS-SPL 성능 비교를 보여준다. 5개의 영상의



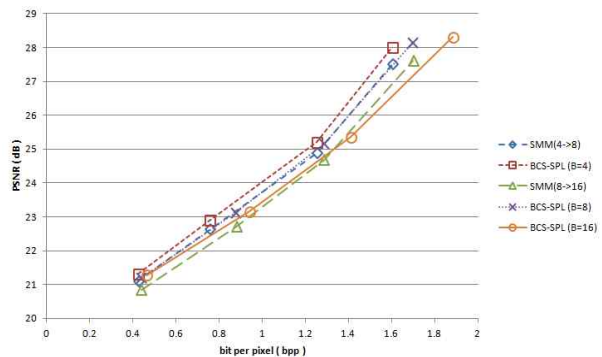
(a)



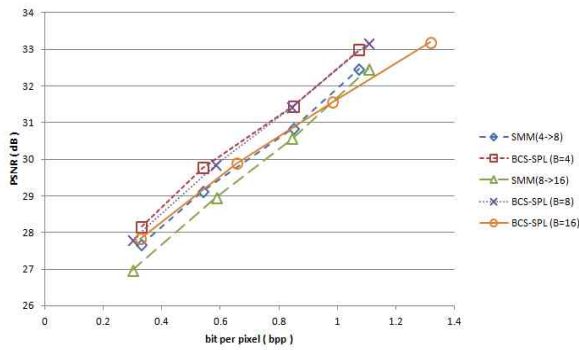
(b)



(c)



(d)



(e)

Fig. 4 Rate-distortion performance comparison
 (a) Lenna, (b) Barbara, (c) Peppers,
 (d) Mandrill, (e) Goldhill

울-왜곡 성능을 보면 전체적으로 BCS-SPL (B=4)가 가장 우수하고, 그 다음이 BCS-SPL (B=8), SMM (4->8), BCS-SPL (B=16), SMM (8->16) 순으로 나타난다. 복원 블록 크기를 4로 했을 때 BCS-SPL이 성능이 가장 우수한 이유는 부호화기에서 블록 크기 4의 MP의 효율이 다른 블록 크기로 했을 때보다 가장 좋기 때문이다. 즉, MP의 효율에 따라 울-왜곡 성능이 결정되는 것이다. 그렇다면 블록 크기 2의 MP를 왜 사용하지 않았는지에 대해 의문을 가질 수 있는데, 블록 크기 2인 측정 행렬 ϕ 의 크기가 매우 작아 이 행렬을 채울 때 가우시안 랜덤 난수를 사용하기 때문에, Fig. 5처럼 복원 영상에서 복원



(a) (b)

Fig. 5 An example of reconstructed images
 (block size =2)

(a) Bad case (b) Good case

이미지 품질이 좋을 때는 다른 어떤 크기로 했을 때보다 성능이 좋게 나오지만, 복원 이미지 품질이 나쁠 때는 성능이 많이 떨어진다. 즉, 복원 이미지 품질 차이가 심하다. 그래서 본 논문에서는 5회의 반복 실험 후 평균화 해서 최종결과값을 산출하기 때문에 블록 크기 2로 했을 때의 실험 결과가 안 좋은 이유가 바로 그것이다.

Fig. 6에서 기존 BCS-SPL 기법과 구조화된 측정 행렬을 이용한 BCS-SPL 기법과 비교했을 때 [7]과 다른 결과가 나타난다. Jeon[7]이 제시한 구조화된 측정 행렬을 이용해서 작은 블록에서 센싱을 하고 큰 블록에서 복원했을 때의 복원 이미지 품질이 기존 BCS-SPL 기법의 큰 블록에서 복원했을 때의 복원 이미지 품질과 유사한 결과를 도출한 것으로 설명한다. 하지만 본 논문에서는 구조화된 측정 행렬을 사용하는 것보다 기존 BCS-SPL을 사용하는 것이 좋은 것으로 확인된다. 그 이유는 구조화된 측정 행렬을 이용한 BCS-SPL은 복호화기의 SPL에서 Wiener필터와 IHT 과정 중 DCT의 블록크기를 부호화기에서 센싱할 때의 블록 크기보다 4배 증가된 크기를 사용해서 더 많은 정보의 손실이 일어나기 때문이다.

Fig. 7은 기존 BCS-SPL과 구조화된 측정 행렬을 이용한 BCS-SPL으로 복원했을 때 블록마다 우수한 복원 품질을 갖는 블록의 비율을 나타낸다. Fig. 7. (a) Lenna 영상에서는 BCS-SPL 기법이 69%, 구조화된 측정 행렬을 이용한 BCS-SPL 기법이 31%로 나타났고, (b) Peppers 영상에서도 각각 비슷한 수치인 67%, 33%로 나타났다. 서로 복원 이미지 품질 차이가 크게 차이 나지 않는 블록은 기존 BCS-SPL 기법을 사용하나 구조화된 측정 행렬을 이용한 BCS-SPL을 사용하나 큰 차이가 없다고 판단하여 어떤 블록에 대해서 복원 이미지 품질 차이가 많이 나는지 확인하기 위해 1dB 이상 차이 나는 블록에 대해서 Fig. 7에 표시하였다.

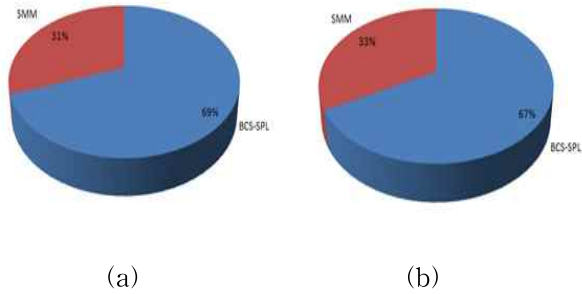


Fig. 6 Block percentage with better performances between normal BCS-SPL and BCS-SPL with SMM (block size = 4, subrate = 0.4). (a) Lenna (b) Peppers.

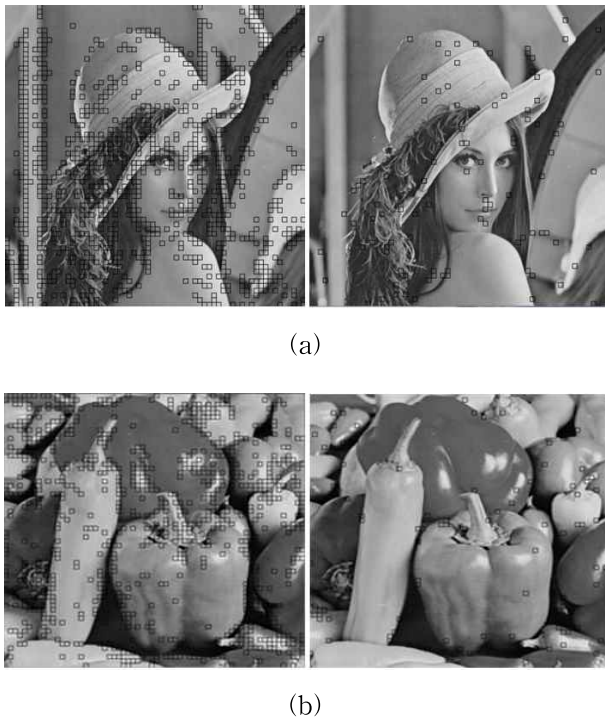


Fig. 7 Block locations with better performances between normal BCS-SPL (left) and BCS-SPL with SMM (right). (a) Lenna (b) Peppers.

4. 결론

본 논문에서는 복원 블록 크기 변화에 따른

BCS-SPL 기법과 구조화된 측정행렬을 이용한 BCS-SPL 기법에 대한 성능을 비교 분석하였다. 실험 결과 5개의 영상에 대한 전체적인 비트율 대비 화질은 블록 크기 4를 사용했을 때의 BCS-SPL 기법이 성능이 가장 우수함을 보였다. 그 이유는 측정 예측 효율이 블록 크기 4일 때 가장 좋은 것에 기초한다. 즉, 측정 예측 효율에 따라 울-왜곡 성능이 결정되고, 상대적으로 압축 센싱 블록 크기에는 덜 민감한 것으로 조사되었다. 그리고 BCS-SPL 기법이 구조화된 측정 행렬을 이용한 BCS-SPL기법보다 성능이 우수함을 확인되었는데, 이와 같은 결과는 구조화된 측정 행렬을 이용한 BCS-SPL기법은 복호화기의 SPL에서 Wiener필터와 IHT 과정 중 DCT의 블록 크기를 부호화기에서 센싱할 때의 블록 크기보다 4배 증가된 크기를 사용하면, 각 블록들 사이의 예측 오차의 이질성에 의해 고주파 성분이 남게 되고, 이로 인해 반복적 문턱치 적용에 따라 더 많은 고주파 정보의 손실이 일어나기 때문인 것으로 판단된다. 또한 실험을 통해 확인 해 본 결과 텍스처 부분이나 엣지 부분에서 기존 BCS-SPL 기법이 구조화된 측정행렬을 이용한 기법보다 상대적으로 우수한 성능을 보이는 것으로 확인되었다.

본 논문에서 분석한 결과를 바탕으로 앞으로 BCS-SPL 기법을 활용함에 있어 블록크기 선택에 대한 참고 사항으로 사용될 수 있을 것으로 보인다. 더불어 4x4 하다마드 행렬을 사용해서 구조화된 측정행렬을 유도하여 BCS-SPL기법에 이용하는 것은 기존 BCS-SPL보다 성능이 안 좋은 것으로 조사되었는데, 좀 더 부드러운 형태의 다른 변환 행렬과 결합함으로써 구조화된 측정행렬에 대한 연구가 수행될 필요가 있다.

References

- [1] D. L. Donoho, "Compressed Sensing," *IEEE Transactions on Information Theory*, Vol 52, No. 4, pp. 1289-1306, Apr. 2006.
- [2] L. Gan, "Block Compressed Sensing of Natural Images," *Proceedings of the*

- International Conference on Digital Signal Processing*, Cardiff, UK, pp. 403-406, July. 2007.
- [3] S. Mun and J. E. Fowler, "Block Compressed Sensing of Images Using Directional Transforms," *Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing*, USA, pp. 3021-3024, 2009.
- [4] J. Zhang, D. Zhao, F. Jiang "Spatially Directional Predictive Coding for Block-based Compressive Sensing of Natural Images," *Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing*, pp. 1021-1025, Melbourne, Australia, Sep. 2013
- [5] S. Mun, J. E. Fowler "Dpcm for Quantized Block-Based Compressed Sensing of Images," *Proceedings of the European Signal Processing Conference*, pp. 1424-1428, Aug. 2012
- [6] C. Chen, E. W. Tramel, and J. E. Fowler, "Compressed Sensing Recovery of Images and Video Using Multihypothesis Predictions," *Proceedings of the 45th Asilomar Conference on Signals, Systems, and Computers*, Pacific Grove, CA, pp. 1193-1198, 2011.
- [7] K. Q. Dinh, H. J. Shim, B. Jeon, "Measurement Coding For Compressive Imaging Using A Structural Measurement Matrix," *Proceeding of the 20th International Conference on Image Processing*, Melbourne, Australia, pp. 15-18, Sep. 2013.
- [8] B. Jeon, "Compressed Sensing and Image Processing Application," *Proceedings of The Magazine of the The Institute of Electronics and Information Engineers*, Vol 41, No. 6, pp. 27-38, June. 2014.
- [9] J. S. Ryu, J. S. Kim "An Effective Fast Algorithm of BCS-SPL Decoding Mechanism for Smart Imaging Devices." *Journal of Korea Multimedia Society*, Vol 19, No. 2, pp. 200-208, February. 2016.
- [10] S. Yoo, "A Software Framework for Verifying Sensor Network Operations and Sensing Algorithms," *Journal of the Korea Industrial Information System Society*, Vol 17, No. 1, pp.63-71, 2012.
- [11] J. Kim and B. Lee, "Wave Information Retrieval Algorithm based on Iterative Refinement," *Journal of the Korea Industrial Information System Society*, Vol 21, No. 1, pp.7-15, 2016.
- [12] S. Kwon and D. Lee, "Recognition Method of Multiple Objects for Virtual Touch Using Depth Information," *Journal of the Korea Industrial Information System Society*, Vol 21, No. 1, pp.27-34, 2016.



류 중 선 (Joong-seon Ryu)

- 준회원
- 한밭대학교 석사과정
- 관심분야 : 영상처리, 영상해석, 알고리즘



김 진 수 (Jin-soo Kim)

- 정회원
- 한국과학기술원(KAIST) 전기 및 전자공학과 공학박사
- 한밭대학교 정보기술대학 정보통신공학과 교수
- 관심분야 : 영상신호처리, 압축센싱, 멀티미디어정보처리