

논문 2012-49-9-11

압축 센싱의 성능 향상을 위한 적응적 데이터 측정 기술 (Adaptive Measurement for Performance Improvement of Compressed Sensing)

이 동 규*, 김 기 준*, 안 창 범**, 박 호 중***

(Donggyu Lee, Kijun Kim, Chang-Beom Ahn, and Hochong Park)

요 약

랜덤 위치에서 데이터를 측정하여 영상을 복원하는 기존의 압축 센싱 방법은 픽셀 값 변화가 심한 영역에서 많은 왜곡을 발생시킨다. 본 논문에서는 이 문제를 해결하기 위하여 영상에서 변화가 심한 영역을 추정하고 해당 영역에서 더 많은 데이터를 측정하여 복원 영상의 품질을 향상시키는 적응적 압축 센싱 기술을 제안한다. 제안한 기술은 랜덤 위치에서 데이터를 측정하여 영상의 대략적인 특성을 분석하고, 영상 특성에 따라 적응적으로 결정된 데이터 측정 위치에서 데이터를 추가로 측정 한 후 최종 영상을 복원하는 과정으로 구성된다. 동일한 수의 측정 데이터에 대하여 제안한 방법이 기존 방법에 비하여 향상된 품질의 영상을 복원하는 것을 확인하였다.

Abstract

When an image is reconstructed by the conventional compressed sensing with random measurement points, most degradation in the reconstructed image occurs in the transient regions. To solve this problem, in this paper, an adaptive compressed sensing that estimates the transient regions in the image and acquires more data at those regions is proposed, which can reconstruct an image with higher quality. The proposed method roughly analyzes the characteristics of image using the randomly-acquired data, acquires additional data at the adaptively-determined points based on the image characteristics, and reconstructs the final image. It is confirmed that with the same number of acquired data, the proposed method reconstructs the image of higher quality than the conventional method.

Keywords : 압축 센싱, 영상 복원, 고속 영상화, 적응적 데이터 측정

I. 서 론

최근 테라헤르츠파(T-ray)를 이용한 영상 시스템이

보안, 비파괴 검사, 의료 등의 분야에 널리 사용되고 있다^[1-4]. 가장 간단한 T-ray 영상 시스템은 영상화할 물체 (object)의 각 픽셀 위치에서 픽셀 값을 순차적으로 측정하는 래스터 스캔 (raster scan) 방식을 사용한다. 그러나 이 방법은 순차적 데이터 측정으로 인하여 영상 획득 시간이 긴 문제점을 가진다. 따라서 T-ray 영상 시스템에서 영상품질을 유지하면서 영상획득 시간을 줄이는 고속 영상화 기술이 요구된다.

* 학생회원, *** 정회원-교신저자, 광운대학교 전자공학과

(Dept. of Electronics Engineering, Kwangwoon University)

** 정회원, 광운대학교 전기공학과

(Dept. of Electrical Engineering, Kwangwoon University)

※ 본 연구는 2011년도 광운대학교 교내 연구비 지원과 2011년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원(No.2011-0001291)을 받아 수행되었습니다.

접수일자: 2012년4월12일, 수정완료일: 2012년7월27일

고속 T-ray 영상 획득을 위한 다양한 연구들이 진행되었다. 어레이 (array) 검출기를 사용하는 방법은 빠른 영상획득을 제공하지만 별도의 고가 장비가 필요한 문제점을 가진다^[5-6]. 압축 센싱 (compressed sensing, CS)을 이용하여 푸리에 영역 (Fourier domain)에서 매

우 적은 수의 데이터만을 측정하여 전체 영상을 복원하는 기술이 개발되었다^[7~9]. 그러나 단일 픽셀 검출기를 이용할 경우 공간 변조를 위한 추가 장비가 필요하다^[9]. 또한, 공간영역 (spatial domain)에서 블록 기반으로 CS를 적용하는 고속 영상화 방법이 개발되었다^[10~11]. 이 방법은 추가 장비 없이 기존 영상 시스템의 영상 획득 속도를 향상시키는 장점을 가진다.

CS 기술은 매우 적은 수의 데이터만 측정하여 최종 영상을 복원하는 기술이며, 무왜곡 복원을 위해 필요한 측정 데이터 수는 영상의 성긴 (sparse) 정도에 따라 결정된다^[7]. 일반적으로, 자연적인 영상의 성긴 정도는 높지 않으므로 CS 기반의 무왜곡 복원을 위하여 매우 많은 데이터 측정이 필요하고, 고속 영상화에서는 이보다 적은 양의 데이터만을 측정하여 영상을 복원하게 된다. 따라서 CS를 이용한 고속 영상화에서 얻은 영상에는 왜곡이 포함된다. 본 논문에서는 CS 기반의 고속 영상화에서, 기존 방법과 동일한 수의 데이터를 측정하면서 향상된 품질의 영상을 복원할 수 있는 새로운 CS 기술을 제안한다.

기존 CS에서 데이터를 측정하는 위치는 랜덤하게 설정되는데, 이는 영상의 모든 영역에서 동일한 정보량으로 영상을 복원하는 것에 해당한다. 그러나 실제로는 영역별로 영상의 특성이 다르고, 그에 따라 복원 성능이 우수한 영역과 그렇지 않은 영역이 나타난다. 이는 데이터 측정 위치가 최적으로 설정되지 않는 것을 의미하고, 이 현상을 실험을 통하여 확인하였다. 그림 1(a)는 실험에 사용한 128×128 크기의 원본 영상이고, (b)는 데이터를 측정하는 위치를 하얀 점으로 나타낸 그림이며, 전체 픽셀 수의 20% 위치에서만 데이터를 측정하여 20% 측정비율 (measurement ratio)을 가진다. (c)는 (b) 위치에서 측정한 데이터를 사용하여 CS 방법으로 복원한 영상이고, PSNR은 17.2dB이다. (d)는 (a)와 (c) 사이의 오차 영상이다. (d)에서 보듯이 에지 (edge)와 같이 픽셀 값이 급하게 변하는 영역에 많은 왜곡이 발생하고 배경과 같이 평탄한 영역에서는 왜곡이 적은 것을 알 수 있다.

CS 를 이용하여 영상을 복원할 때, 많은 왜곡이 발생하는 영역의 품질을 향상시키려면 해당 영역에서의 측정 데이터 수를 증가시켜야 한다. 따라서 기존의 랜덤한 데이터 측정 위치 대신에 영상의 특성에 따라 밀도를 다르게 설정한 데이터 측정 위치가 필요하다. 만일

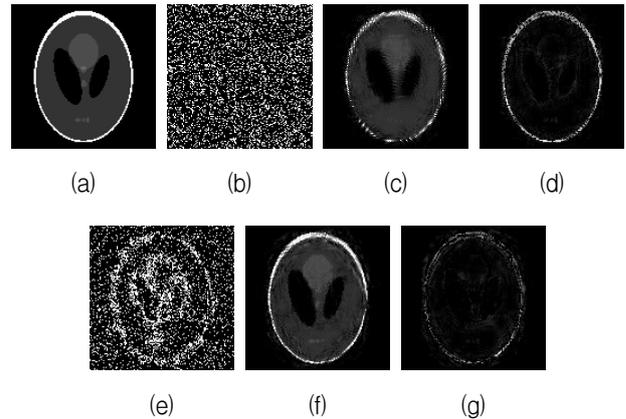


그림 1. (a) 원본 영상. (b) 랜덤 데이터 측정 위치. (c) (b)를 사용하여 복원한 영상. (d) (c) 영상의 오차 영상. (e) 적응적 데이터 측정 위치. (f) (e)를 사용하여 복원한 영상. (g) (f) 영상의 오차 영상.

Fig. 1. (a) Original image. (b) Random measurement points. (c) Reconstructed image by (b). (d) Error image of (c). (e) Adaptive measurement points. (f) Reconstructed image by (e). (g) Error image of (f).

원 영상을 안다고 가정하고 그림 1(e)와 같이 20% 비율을 가지는 측정 위치를 결정하여 영상을 복원하면 (f) 영상을 얻고 PSNR은 22.1dB이고, 오차 영상은 (g)가 된다. (f)가 (c)에 비하여 에지 영역에서 향상된 품질을 가지는 것을 볼 수 있다. 이 실험을 통하여 데이터 측정 위치를 영상의 특성에 맞게 결정하면 복원 성능이 향상되는 것을 확인할 수 있다.

이와 같은 배경에 따라 본 논문에서는 기존 CS에 비하여 우수한 품질의 영상을 복원하기 위하여 물체 특성에 따라 적응적으로 데이터 측정 위치를 결정하는 적응적 CS (adaptive compressed sensing)을 제안하고, 물체의 특성을 분석하여 데이터 측정 위치를 적응적으로 결정하는 방법을 개발한다. 제안한 방법은 기존 CS 기반의 영상 시스템에서 데이터 측정 위치만 변경하므로 기존의 측정 및 복원 장치에 그대로 적용될 수 있다.

II. 제안한 적응적 CS 방법

1. 개요

영상화할 물체의 특성은 픽셀 값 측정 전에는 알 수 없으므로 제안한 적응적 CS는 두 단계 스캔을 통하여 이 문제를 해결한다. 첫 스캔 단계에서는 기존 방법과

동일하게 목표 측정비율의 1/2에 해당하는 랜덤 위치에서 데이터를 측정하고, 측정된 결과를 $\{p_i\}$ 로 표시한다. 다음, $\{p_i\}$ 를 분석하여 목표 측정비율의 나머지 1/2에 해당하는 적응적 데이터 측정 위치 $\{x_j\}$ 를 결정하고, 두 번째 스캔 단계에서 $\{x_j\}$ 위치에서 데이터를 측정하여 그 결과를 $\{q_j\}$ 로 나타낸다. 마지막으로 $\{p_i\} \cup \{q_j\}$ 를 이용하여 최종 영상을 복원한다.

$\{p_i\}$ 을 분석하여 $\{x_j\}$ 를 구하는 과정은 중첩된 블록 단위로 독립적으로 진행된다. 이 때 블록 크기가 너무 작으면 블록 별 측정 데이터 수가 너무 적어 특성 분석을 위한 충분한 정보를 얻지 못하고, 블록 크기가 너무 크면 영상의 로컬 특성을 얻지 못하는 문제점을 가진다. 충분한 실험을 통하여 16×16 크기에서 가장 우수한 결과를 얻는 것을 확인하였다. 또한 블록 기반으로 $\{x_j\}$ 를 구하면 블록 경계에는 새로운 측정 위치가 설정되지 못하므로 50% 중첩 되는 블록을 사용하고, 중첩 영역에서는 각 블록에서 결정된 측정 위치를 모두 포함하여 최종 $\{x_j\}$ 를 결정한다.

그림 1에서 확인하였듯이 에지와 같이 변화가 심한 영역에 많은 왜곡이 발생하므로 각 블록별로 $\{p_i\}$ 를 분석하여 에지 영역을 검출하는 것이 본 논문의 핵심이다. 만일 블록의 모든 픽셀 값이 주어지면 기존의 에지 검출기 (edge detector)를 이용하여 에지를 쉽게 구할 수 있다. 그러나 CS에서는 블록의 $\{p_i\}$ 픽셀 수가 매우 적어 기존 방법으로 에지를 검출하는 것은 불가능하며, 랜덤 위치에서 측정된 매우 적은 양의 데이터로부터 에지를 검출하는 새로운 방법이 필요하다. 또한, 각 블록의 특성에 따라 서로 다른 방법을 적용하여야 에지를 정확히 추정할 수 있다. 예로, 그림 2의 블록 영상에서 o 가 $\{p_i\}$ 를 측정할 위치를 나타낼 때, (a)에서 $\{p_i\}$ 로부터 에지를 추정하는 것은 불가능하다. (b)에서는 픽셀 값의 차이가 큰 영역을 찾아 대략적인 에지를 추정할 수 있다. 반면, (c)와 같은 매우 가는 선이 있을 경우에는 선이 곧 에지가 되고, 이는 픽셀 값 차이가 작은 영역에 해당한다. 따라서 본 논문에서는 블록 특성을 분류하고, 각 특성에 맞는 $\{x_j\}$ 결정 방법을 제안한다.

2. 블록 특성 분류 방법

본 논문에서는 표 1과 같이 블록 특성을 3가지로 분류한다. 평탄 (uniform) 블록은 그림 2(a)와 같이 $\{p_i\}$ 픽셀 값 분포가 매우 균등한 블록이고, 이로부터 에지

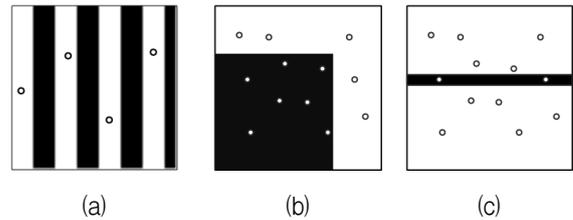


그림 2. 블록 특성에 따라 에지 추정 과정의 차이를 보여주는 예

Fig. 2. Examples of different edge estimation method for different block type.

표 1. 블록 특성 정의와 결정 기준

Table 1. Definition of block type and decision criteria.

Block Type	Criteria	Additional Measurement Points
Uniform	Variance $\leq T$	Random
Plane	Variance $> T$ and $ n(A)-n(B) \leq K$	Adaptive
Line	Variance $> T$ and $ n(A)-n(B) > K$	Adaptive

표 2. 평면과 선 블록에서의 $\{p_i\}$ 분포 예

Table 2. Example of $\{p_i\}$ distribution for plane and line block.

Block Type	$n(A)$	$n(B)$	$ n(A)-n(B) $
Plane	7	5	2
Line	2	10	8

를 추정하는 것은 불가능하고 $\{x_j\}$ 는 랜덤하게 결정된다. 평면 (plane) 블록은 그림 2(b)와 같이 넓은 평면으로 이루어진 블록이고, 선 (line) 블록은 그림 2(c)와 같이 가늘고 긴 선을 가지는 블록이다. 평면과 선 블록에서는 $\{p_i\}$ 로부터 에지를 추정하고 그에 따라 $\{x_j\}$ 를 결정한다.

각 블록은 $\{p_i\}$ 픽셀 값 분산과 분포에 따라 결정하며, 각각을 위한 임계값은 $\{p_i\}$ 픽셀 값으로부터 결정된다. 따라서 고정 임계값이 아니라 각 블록별로 서로 다른 임계값을 사용한다. 평탄 블록은 $\{p_i\}$ 픽셀 값의 분포가 매우 균등한 경우이다. 따라서 각 블록에 대하여 $\{p_i\}$ 픽셀 값 분산이 T 이하이면 평탄 블록으로 결정하고, 그렇지 않으면 추가 분석을 진행하여 평면 블록과 선 블록으로 분류한다. 본 논문에서는 다양한 특성의 영상에 대한 실험을 통하여 T 값을 픽셀 최대값 제곱의 1%로 결정하였다.

그림 2에서 보듯이 (c)의 선 블록은 (b)의 평면 블록

에 비해 특정 픽셀 값이 좁은 영역에 집중되는 특징을 가진다. 따라서 $\{p_i\}$ 픽셀이 선에 위치할 확률보다 선이 아닌 영역에 위치할 확률이 높으므로 이를 이용하여 평면과 선 블록을 구분한다. 먼저, 각 블록에 대하여 $\{p_i\}$ 의 평균을 구하고, 해당 $\{p_i\}$ 을 평균보다 작은 픽셀 집합 A 와 평균보다 큰 픽셀 집합 B 로 구분한다. 표 2는 그림 2(b)와 (c)에 대하여 $\{p_i\}$ 를 두 개의 집합으로 나누는 결과이며, 평면 블록에서는 두 집합 원소의 개수 차이 $|n(A)-n(B)|$ 가 작고 선 블록에서는 차이가 큰 것을 알 수 있다. 따라서 표 1과 같이 $|n(A)-n(B)|$ 을 기준값 K 와 비교하여 평면과 선 블록을 구분한다. 여기서 K 값은 실험을 통하여 블록내 $\{p_i\}$ 의 총 개수의 1/3로 결정하였다.

3. 적응적 데이터 측정 위치 결정 방법

블록 특성이 평면 또는 선으로 결정되면, 블록 단위로 $\{p_i\}$ 를 분석하여 $\{x_j\}$ 를 결정한다. 평면 블록에서는 블록내 $\{p_i\}$ 의 각 픽셀에 대하여 다른 모든 픽셀과의 픽셀 값 차이의 절대값을 구한다. 이 값이 임계값보다 크면 두 픽셀 위치의 거리를 계산하고, 이 거리가 짧은 순으로 최대 5개의 픽셀 쌍(pair)을 결정한다. 제한된 정보만으로 정확한 임계값을 정의하는 것이 어려우므로, 본 논문에서는 블록의 픽셀 평균값에서 최소 픽셀 값을 뺀 값으로 결정한다. 평균값만을 사용하면 영상의 오프셋으로 인해 임계값이 높아지므로 오프셋 값을 제거해야 하는데 픽셀 최소값을 오프셋으로 추정하여 사용한다. 두 픽셀 값에 큰 차이가 있더라도 둘 사이가 멀면 정확한 예지 위치를 알 수 없으므로 픽셀 사이의 거리가 짧은 것만 고려한다. 또한, 복잡한 패턴의 물체에서 충분한 $\{x_j\}$ 를 설정하기 위하여 실험에 의하여 픽셀 쌍을 최대 5개까지 고려한다.

그림 3이 평면 블록에서 $\{x_j\}$ 를 구하는 과정의 예를 보여준다. (a)는 원 영상과 $\{p_i\}$ 의 픽셀 위치를 보여준다. (b)의 각 선은 각 픽셀에 대하여 앞에서 정의한 픽셀 쌍 중에서 픽셀 거리가 가장 짧은 것들을 보여주며, 각 선의 중간 위치에 새로운 측정 위치를 결정하여 x로 표시된 4개의 $\{x_j\}$ 가 결정되었다. (c)는 각 픽셀에 대하여 앞에서 정의한 픽셀 쌍 중에서 픽셀 거리가 두 번째로 짧은 것들과 그에 따라 결정된 4개의 추가 $\{x_j\}$ 를 보여준다. 각 픽셀 별로 최대 5개까지 $\{x_j\}$ 를 결정한다. 이 때, 새롭게 결정된 측정 위치 근처에 이전 측정 위치

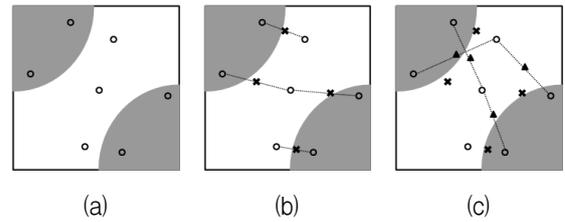


그림 3. 평면 블록에서 $\{x_j\}$ 를 결정하는 과정. (a) $\{p_i\}$. (b) 최단 거리 픽셀 쌍으로부터 추가된 측정 위치. (c) 두 번째 가까운 픽셀 쌍으로부터 추가된 측정 위치.
Fig. 3. Procedure of $\{x_j\}$ determination for plane block. (a) $\{p_i\}$. (b) New measurement points from minimum-distance pixel pair. (c) New measurement points from the second minimum-distance pixel pair.

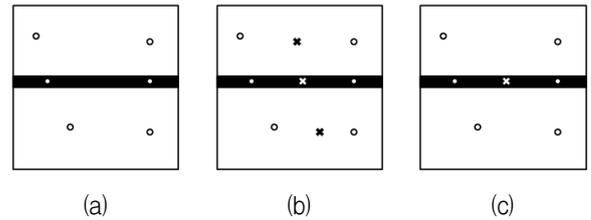


그림 4. 선 블록에서 $\{x_j\}$ 를 결정하는 과정. (a) $\{p_i\}$. (b) 잘못 결정된 추가 측정 위치. (c) 최종 추가 측정 위치.
Fig. 4. Procedure of $\{x_j\}$ determination for line block. (a) $\{p_i\}$. (b) Incorrect new measurement points. (c) Final new measurement points.

가 존재하면 새로운 측정 위치 추가에 의하여 성능이 향상되지 않고 데이터 수만 증가하는 문제가 발생한다. 따라서 순차적으로 $\{x_j\}$ 를 정할 때, 최소 이웃 픽셀에 해당하는 3×3 영역 안에 이전 측정 위치가 존재하면 해당 측정 위치는 추가하지 않고 다음으로 진행한다.

그림 4는 선 블록에서 $\{x_j\}$ 를 구하는 방법을 보여준다. 그림 4(a)는 $\{p_i\}$ 이고, 선 블록에서의 예지는 픽셀 값 차이가 작은 영역에 해당하므로 평면 블록과는 반대로 두 픽셀 값 차이가 임계값보다 작고 거리가 짧은 픽셀 쌍을 구하고, 픽셀 쌍의 중간에 $\{x_j\}$ 를 할당하여야 한다. 그러나 이렇게 하면 (b)에서 x로 표시된 것과 같이 선 밖에도 $\{x_j\}$ 가 할당되는 문제점이 나타나며, 이를 해결하기 위하여 선 위의 픽셀에 대해서만 위 과정을 진행해야 한다. 표 2에서 보듯이 선 블록에서 선에 포함된 집합의 픽셀 수가 적다. 따라서 $n(A)$ 와 $n(B)$ 를 비교하여 값이 작은 집합을 찾고, 이 집합의 픽셀에 한해서만 다른 픽셀과 값 비교를 하고 임계값 보다 작고 거

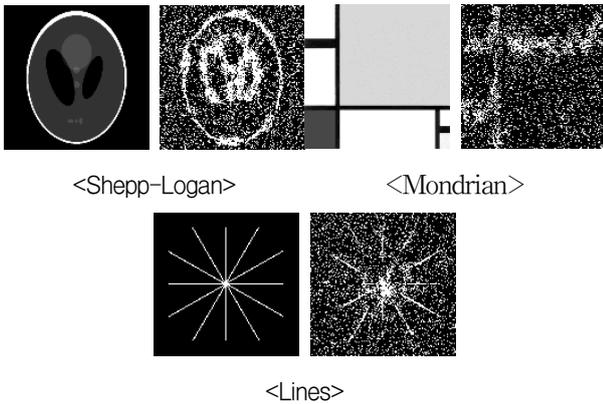


그림 5. 원본 영상과 제안된 방법으로 구한 데이터 측정 위치
Fig. 5. Original image and the measurement points determined by the proposed method.

리가 짧은 쌍의 중앙에 $\{x_j\}$ 을 할당하면 최종적으로 (d)의 결과를 얻는다.

블록별로 $\{x_j\}$ 가 결정되면 해당 위치에서 데이터를 측정하여 $\{q_j\}$ 를 구한다. 이 때 $\{x_j\}$ 의 위치 수는 $\{p_j\}$ 의 픽셀 수와 영상 특성을 기반으로 가변적으로 결정되므로 실제 측정하는 데이터 수를 최종 목표 측정비율에 맞추는 과정이 필요하다. 목표 측정비율의 1/2에 해당하는 $\{p_j\}$ 를 측정하였으므로 $\{x_j\}$ 의 위치 수가 나머지 1/2이 되어야 한다. 만일 $\{x_j\}$ 위치 수가 목표 비율의 1/2보다 많으면 $\{x_j\}$ 중에서 무작위로 위치를 제거하여 목표 비율에 맞춘다. 만일, $\{x_j\}$ 의 위치 수가 목표 비율의 1/2보다 적을 경우에는 랜덤하게 위치를 추가하여 최종목표 비율에 맞춘다.

그림 5는 제안된 방법으로 구한 20% 측정비율의 측정 위치를 보여준다. 원하는 대로 에지 영역에 더 많은 측정 위치가 할당되었다. 따라서 제안한 방법으로 구한 측정 위치를 사용하면 기존의 랜덤 측정 위치에 비하여 우수한 영상을 복원할 수 있다.

III. 실험 및 성능 평가

제안한 방법의 성능 평가를 위하여 그림 5의 3개 실험 영상에 대한 복원 성능을 기존 방법과 비교하여 측정하였다. 기존 방법과 제안한 방법의 CS 복원 과정은 동일하고 측정한 데이터 수도 동일하며, 데이터 측정 위치에서만 차이를 가진다. CS 복원은 FOCUSS 알고리즘을 사용하였으며^[12], 블록 크기는 16×16 이고 50%

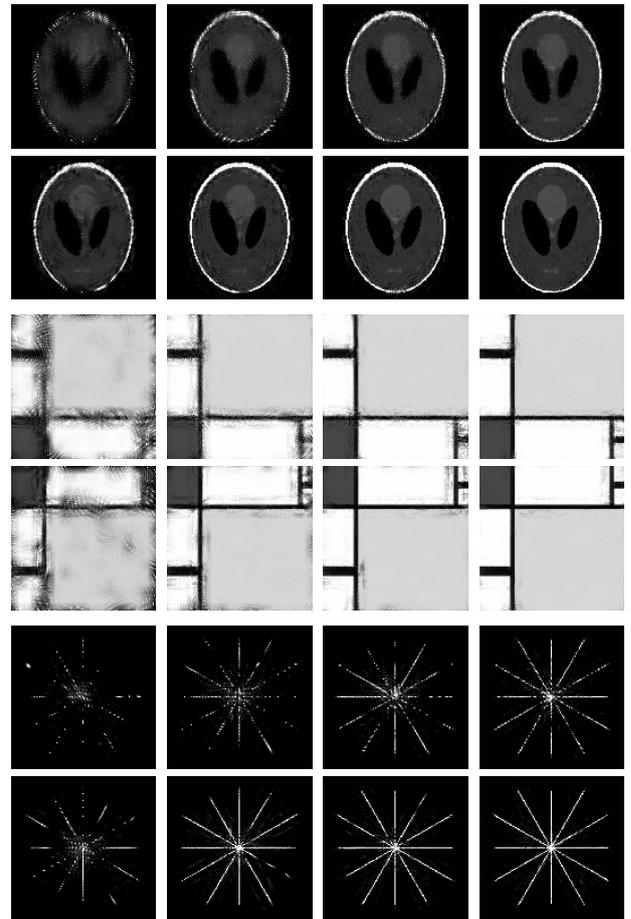


그림 6. 기존 방법으로 복원한 영상(위 행)과 제안한 방법으로 복원한 영상(아래 행). 각 영상별로 좌에서 우로 측정비율 10%, 20%, 30%, 40%.
Fig. 6. Reconstructed images by the conventional method (upper row) and by the proposed method (lower row). The measurement ratio is 10%, 20%, 30%, 40% for each image from left to right.

중첩을 사용하였다^[10-11]. 모든 영상은 128×128 크기이다. 제안한 방법의 임계값 T 와 K 는 Π 장에서 정의한 방식으로 구하며, 각 실험 영상의 블록별로 결정된다.

그림 6은 각 실험 영상에 대한 복원 결과를 측정비율에 따라 보여준다. 각 영상별로, 위 행이 기존 방법으로 복원한 영상이고 아래 행이 제안한 방법으로 복원한 영상이다. 각 측정비율에 대하여 제안한 방법이 기존 방법에 비하여 우수한 품질의 영상을 복원하는 것을 알 수 있다.

그림 7은 그림 6 영상의 PSNR 측정 결과를 보여준다. 제안한 방법을 사용하여 복원한 영상의 PSNR이 기존 방법을 사용한 것보다 높고, 측정비율이 증가할수록

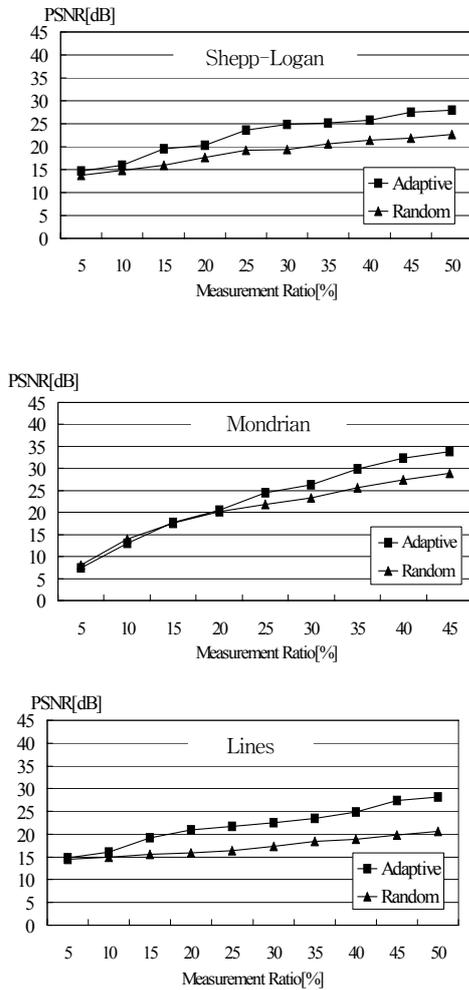


그림 7. PSNR로 측정된 복원 영상의 품질
 Fig. 7. Quality of reconstructed image measured in terms of PSNR.

성능 향상의 폭이 증가한다. 이는 $\{p_i\}$ 픽셀 수가 많을수록 더 정확한 영상특성 분석이 가능하고, 정확한 예지 위치에 $\{x_j\}$ 를 할당하여 나타난 결과이다.

이상의 실험을 통하여 제안한 방법을 사용하면 기존 방법에 비하여 동일한 측정비율에서 향상된 품질의 영상을 얻는 것을 확인하였다. 또한, 측정비율이 높을수록 적응적 데이터 측정 위치의 정확도가 향상되어 제안한 방법에 의한 품질 향상 효과가 더 커진다.

IV. 결론

본 논문에서는 기존 CS 기반의 고속 영상화 방법에 비하여 향상된 품질의 영상을 얻기 위한 적응적 CS 방

법을 제안하고 이를 위하여 영상 특성에 적응적으로 데이터 측정 위치를 구하는 방법을 개발하였다. 제안한 방법은 첫 스캔에서 랜덤 위치의 데이터를 측정하여 영상에 대한 대략적인 특성을 얻고, 이를 기반으로 적응적 측정 위치를 결정한 후, 두 번째 스캔에서 해당 위치의 데이터를 측정한다. 데이터 측정 위치는 중첩된 블록 단위로 결정하고, 블록을 평탄, 평면, 선 블록으로 구분하고 각 특성에 맞는 측정 위치 결정 방법을 개발하였다. 제안한 방법을 사용하여 동일한 수의 데이터 측정에 대하여 제안한 방법이 기존 방법에 비하여 우수한 품질의 영상을 복원하는 것을 확인하였다. 제안한 방법은 데이터 측정 위치만 변경하므로 기존 영상 시스템과 동일한 측정 장비를 사용하고, 따라서 기존 영상 시스템에 쉽게 적용될 수 있다. 제안한 적응적 CS 방법을 실제 영상화 시스템에 적용하여 영상을 복원하고 품질을 측정할 예정이다.

참고 문헌

- [1] D. M. Mittleman, R. H. Jacobsen and M. C. Nuss, "T-ray imaging," *IEEE J. Selected Topics Quantum Electron.* 2, 679-692, 1995.
- [2] B. B. Hu and M. C. Nuss, "Imaging with terahertz waves," *Opt. Lett.* 20, 1716-1718, 1995.
- [3] E. Pickwell and V. P. Wallace, "Biomedical application of terahertz technology," *J. Physics D: Appl. Phys.* 39, R301-R310, 2006.
- [4] J.-H. Son, "Terahertz electromagnetic interactions with biological matter and their applications," *J. Appl. Phys.* 105, 102033 1-10, 2009.
- [5] Z. Jiang and X. C. Zhang, "Terahertz imaging via electrooptic effect," *IEEE Trans. Microwave Theory and Tech.* 47, 2644-2650, 1999.
- [6] J. Xu and X. C. Zhang, "Terahertz wave reciprocal imaging," *Appl. Phys. Lett.* 88, 151107, 2006.
- [7] E. J. Candes and M. B. Wakin, "An introduction to compressed sampling," *IEEE Signal Processing Magazine* 25, 21-30, 2008.
- [8] W. L. Chan, M. L. Moravec, R. G. Baraniuk and D. M. Mittleman, "Terahertz imaging with compressed sensing and phase retrieval," *Opt. Lett.* 33, 974-976, 2008.
- [9] W. L. Chan, K. Charan, D. Takhar, K. F. Kelly, R. G. Baraniuk and D. M. Mittleman, "A

single-pixel terahertz imaging system based on compressed sensing," *Appl. Phys. Lett.* 93, 121105, 2008.

[10] S.-H. Cho, S.-H. Lee, C. Nam-Gung, S.-J. Oh, J.-H. Son, H. Park, and C.-B. Ahn, "Fast terahertz reflection tomography using block-based compressed sensing," *Opt. Express* 19, 16401-16409, 2011.

[11] B.-M. Hwang, S. H. Lee, W.-T. Lim, C.-B. Ahn, J.-H. Son and H. Park, "A fast spatial-domain terahertz imaging using block-based compressed sensing," *J. Infrared, Millimeter, Terahertz Waves* 32, 1328-1336, 2011.

[12] C. Ye, S. Tak, Y. Han and H. W. Park, "Projection reconstruction MR imaging using FOCUSS," *Magnetic Resonance in Medicine* 57, 764-775, 2007.

— 저 자 소 개 —



이 동 규(학생회원)
2011년 2월 광운대학교
전자공학과 학사
2011년 3월~현재 광운대학교
전자공학과 석사과정
<주관심 분야 : 음성/오디오 신호
처리, 멀티미디어 신호처리>



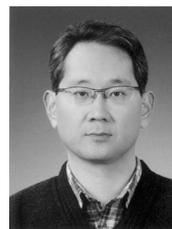
김 기 준(학생회원)
2011년 2월 광운대학교
전자공학과 학사
2011년 3월~현재 광운대학교
전자공학과
석박사통합과정

<주관심 분야 : 음성/오디오 신호처리, 멀티미디어
신호처리>



안 창 범(정회원)
1981년 서울대학교
전자공학과 학사
1983년 한국과학기술원 전기 및
전자공학과 석사
1986년 한국과학기술원 전기 및
전자공학과 박사

1991년 Univ. of California, Irvine 조교수
1992년 생산기술연구원 전자정보센터 부교수
1992년~현재 광운대학교 전기공학과 교수
<주관심분야 : 화상처리, 다차원신호처리, 의학영
상시스템>



박 호 중(정회원)-교신저자
1986년 서울대학교 전자공학과
학사
1987년 Univ. of Wisconsin-
Madison 전기 및 컴퓨터
공학과 석사

1993년 Univ. of Wisconsin- Madison 전기 및
컴퓨터공학과 박사
1993년~1997년 삼성전자 선임연구원
1997년~현재 광운대학교 전자공학과 교수
<주관심 분야 : 음성/오디오 신호처리, 멀티미디어
신호처리>