

# 분산 압축 비디오 센싱을 위한 MC-BCS-SPL 기법의 안정화 알고리즘

류중선<sup>†</sup>, 김진수<sup>\*\*</sup>

## A Stabilization of MC-BCS-SPL Scheme for Distributed Compressed Video Sensing

Joong-seon Ryu<sup>†</sup>, Jin-soo Kim<sup>\*\*</sup>

### ABSTRACT

Distributed compressed video sensing (DCVS) is a framework that integrates both compressed sensing and distributed video coding characteristics to achieve a low complexity video sampling. In DCVS schemes, motion estimation & motion compensation is employed at the decoder side, similarly to distributed video coding (DVC), for a low-complex encoder. However, since a simple BCS-SPL algorithm is applied to a residual arising from motion estimation and compensation in conventional MC-BCS-SPL (motion compensated block compressed sensing with smoothed projected Landweber) scheme, the reconstructed visual qualities are severely degraded in Wyner-Ziv (WZ) frames. Furthermore, the scheme takes lots of iteration to reconstruct WZ frames. In this paper, the conventional MC-BCS-SPL algorithm is improved to be operated in more effective way in WZ frames. That is, first, the proposed algorithm calculates a correlation coefficient between two reference key frames and, then, by selecting adaptively the reference frame, the residual reconstruction in pixel domain is performed to the conventional BCS-SPL scheme. Experimental results show that the proposed algorithm achieves significantly better visual qualities than conventional MC-BCS-SPL algorithm, while resulting in the significant reduction of the decoding time.

**Key words:** Distributed Compressed Video Sensing, MC-BCS-SPL, BCS-SPL, Distributed Video Coding

### 1. 서 론

현재 세계적인 기업들은 사물인터넷에 대한 연구 개발을 활발히 진행하고 있으며, 다양한 형태로 상업화를 위해 매우 많은 노력을 진행하고 있다. 사물인터넷의 핵심이 되는 WMSN (Wireless Multimedia Sensor Network)은 차세대의 정보기술혁명으로 불리고 있으며, 각종 센서들과 모바일폰, 컴퓨터, 자동

차 그리고 가정용 기기들을 묶는 수십억 개의 지적인 장치들이 연결될 것으로 기대된다[1]. WMSN 네트워크에서 센서들은 물리적인 데이터 값을 획득하는 모듈로서 매우 중요한 역할을 담당할 것이며, 이들 중에서 비디오 센서는 가장 풍부한 정보를 수집할 수 있는 가장 강력한 센서들 중의 하나로 발전해 가고 있다[1]. 그러나 WMSN 네트워크에 비디오 센서들이 효과적으로 도입되기 위해서는 풀어야 할 두

\* Corresponding Author : Jin-soo Kim, Address: (34014) Dongseodaero-ro 125, Yuseong-gu, Daejeon, Korea, TEL : +82-42-821-1147, FAX : +82-42-821-1595, E-mail : jskim67@hanbat.ac.kr

Receipt date : Feb. 16, 2017, Revision date : Apr. 14, 2017  
Approval date : Apr. 19, 2017

<sup>†</sup> Dept. of Multimedia Eng., Graduate School of Info. & Comm., Hanbat National University  
(E-mail : qjsldvrlm@naver.com)

<sup>\*\*</sup> Dept. of Info. & Comm. Eng., Hanbat National University

가지의 과제가 있다. 첫째가 기존에 상용화가 된 국제 표준의 비디오 부호화기와 달리 저전력 환경에서 동작이 가능한 프로세서와 연산량, 그리고 적은 양의 메모리에서 구현이 가능한 경량화된 부호화 기술이 필요하다[2]. 둘째는 비디오 센서로부터 획득된 데이터가 WMSN을 통하여 다양한 종류의 단말기에 효과적으로 전송가능하기 위해서는 센싱된 비디오 정보의 크기가 제한적이어야 한다는 것이다[3]. 이러한 과제 해결과 더불어 멀티미디어 서비스의 발전에 맞추어, 휴대 단말기의 제한적인 자원 환경에서 다양한 멀티미디어 데이터를 처리하기 위해서 짧은 부호화 시간과 낮은 전원소비가 가능한 부호화기의 필요성이 대두되고 있다. 이에 대한 연구의 일환으로 새로운 형태의 비디오 코덱인 분산 비디오 부호화(DVC : Distributed Video Coding) 방법에 대한 연구가 진행되고 있다[3]. 분산 비디오 부호화는 부호화기의 복잡도를 복호화기로 이동시켜 기존의 국제 표준 비디오 부호화기에 대한 복잡도를 낮추는 방법으로서, 경량화된 부호화기를 갖는 이동식 멀티미디어 장치에 적합한 방법으로 고려되고 있다.

한편, WMSN 네트워크에 비디오 센서를 도입하기 위한 기술로서 압축센싱(CS : Compressed Sensing)에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다. 압축센싱 기법은 주로 변환 영역에서 데이터의 성감도(Sparsity)를 갖는 신호에 대해 나이퀴스트 율(Nyquist Rate)보다 훨씬 더 낮은 표본화 주파수로 신호를 획득하더라도 그 신호가 성긴(Sparse) 신호라는 기준 하에서는 나이퀴스트 율보다 낮은 율로 샘플링을 하더라도 원신호가 복원이 가능하다는 이론을 배경으로 하고 있다[4]. 그러나 연산량과 메모리 등의 현실적인 제한 조건을 고려하여 실제 적용 가능한 기술로서 블록기반의 압축센싱 기술이 활발히 연구되어 오고 있다. 블록단위의 압축센싱에 대한 복원 알고리즘인 BCS-SPL(Block-based Compressive Sensing-Smoothed Projected Landweber) 기법은 기존 프레임 기반 압축센싱이 가지고 있던 메모리 문제 해결하면서 복잡도를 낮추고 각 블록마다 다른 성감도에 따라 복원 영상 블록별로 화질 열화 정도가 다르게 할 수 있는 장점이 있다[5,6]. 기존에 많은 연구에서는 WMSN에 적용 가능한 BCS-SPL 기법으로 인코더의 복잡도는 낮추고 복호화기의 복잡도를 높이는 분산 압축 비디오 센싱에 적합한 MC-BCS-

SPL(Motion Compensated BCS-SPL) 기법에 대해 연구 해오고 있다[7]. MC-BCS-SPL 기법은 기존의 BCS-SPL 기법을 동영상에 적용하기 위해 움직임 예측(ME : Motion Estimation)과 움직임 보간(MC : Motion Compensation)을 통합하고 잔차 신호 처리를 현재 프레임과 움직임 보간 프레임을 CS 영역에서 처리함으로써 계산량을 감소시킨 방법이다. 기존의 MC-BCS-SPL에 대한 주된 연구는 MC-BCS-SPL 구조에 스킵 모드를 추가하거나 GOP(Group of Pictures)의 구조에서 계층 구조를 사용하는 등 외부적인 요소들을 추가해 성능을 개선하는 연구들이 진행되어 왔다[7]-[14].

본 논문에서는 기존의 MC-BCS-SPL 알고리즘 자체의 문제점을 분석하고, 그 성능을 개선하기 위한 새로운 알고리즘을 제안한다. 기존 MC-BCS-SPL의 복호화 과정에서 움직임 예측에 사용되는 초기영상을 결정할 때, 복원된 WZ 프레임이 참조프레임과 상관관계가 높지 않은 경우에는 잔차 신호를 CS 영역에서 처리하는 과정에서 매우 많은 반복과 더불어 오차가 누적되어 심각한 화질 저하가 발생하는 경향이 있다. 본 논문에서는 이러한 문제들을 해결하기 위해 참조 프레임들간의 상관관계를 조사하여 임계치를 기준으로 적용적으로 초기영상을 결정하는 방법을 사용하고, 또한, 기존 MC-BCS-SPL에서는 잔차 신호 처리를 CS 영역에서 반복적으로 화소영역에서 처리하면서 기존 알고리즘을 고속화하는 알고리즘을 제안한다.

## 2. 기존 MC-BCS-SPL 방식과 제한점

### 2.1 기존 MC-BCS-SPL 알고리즘의 구조

MC-BCS-SPL 알고리즘은 기본적으로 움직임 예측(ME: Motion Estimation)과 움직임 보간(MC: Motion Compensation)을 BCS-SPL의 복호화기에 도입한 형태로 구성된다[8]. 즉, Fig. 1에 나타난 바와 같이 입력되는 동영상을 구성하는 각 프레임은 키 프레임 압축센싱과 WZ(Wyner-Ziv) 프레임 압축센싱으로 나누어 처리된다. 이때, 키 프레임과 WZ 프레임 모두 블록단위로 압축센싱하는 방식은 동일하나, 키 프레임에 포함되는 블록들은 다른 프레임들에 대해 참조할 수 있도록 하기 위해 측정률을 높게 압축센싱하고, WZ 프레임에 포함되는 블록들은 낮은 측

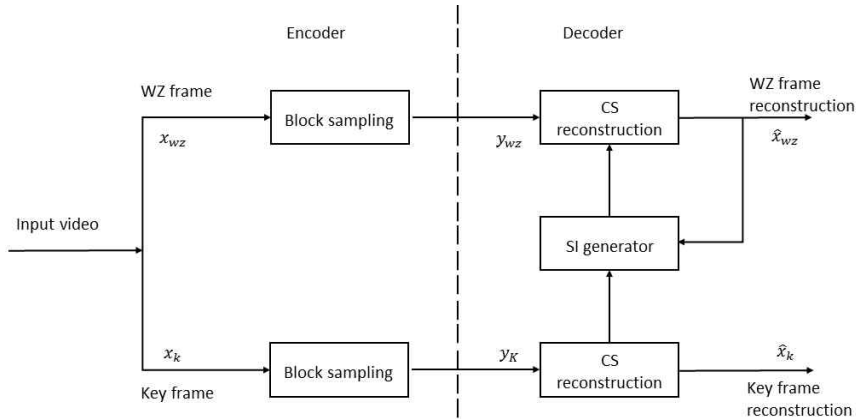


Fig. 1. MC-BCS-SPL Structure[8].

정률로 센싱하여 독립적으로 전송한다. 수신측에서는 키 프레임은 기존의 알려진 BCS-SPL 방식을 활용하여 독립적으로 복원하고, WZ 프레임은 복원된 키 프레임의 데이터를 이용하여 움직임 예측과 보상을 통하여 보조정보(SI: Side Information)을 생성하여 복원하는 방식을 갖는다.

먼저 블록 단위의 샘플링 과정은 입력 이미지에 대해  $B \times B$  블록으로 나누고 키 프레임과 WZ 프레임에 각각 사전에 정의된 측정률에 의해 정해진 크기의 측정행렬을 이용하여 압축센싱된다. 즉, 입력 이미지  $X$ 의  $j$ 번째 블록을  $x_j$ 고 할 때, 이 블록에 대한

센싱결과로서  $y_j = \Phi_B x_j$  ( $j = k, wz$ )와 같이 표현되며, 측정행렬  $\Phi_B$ 는  $M_B (= \lfloor \frac{M}{N} B^2 \rfloor) \times B^2$  크기로 결정되는 직교행렬을 사용한다[5,9]. 여기서, 측정률의 크기를 결정하는  $M$ 은 키 프레임과 WZ 프레임에 대해 각각 다르게 정의된다.

기존 BCS-SPL과 MC-BCS-SPL 알고리즘에 대한 복호화 과정에 대한 pseudo-code를 Fig. 2에 나타내고 있다[6,7]. 먼저, BCS-SPL을 pseudo-code로 보면, 복호화기에서 부호화기로부터 처음 압축센싱된 신호  $y$  값을 받게 되면 초기값  $x^{(0)}$ 은  $x^{(0)} = \Phi^T y$ 에 의해 얻어진다. 입력 값은  $x^{(i)}$ ,  $y$ ,  $\Phi_B$ ,  $\Psi$ ,  $\lambda$  이다.

```

function x = BCS-SPL(y, ΦB, Ψ)
for each block j
    xj(0) = ΦBTyj
    i = 0
do
    x̂(i) = Wiener(x(i))
    for each block j
        x̂j(i) = x̂j(i) + ΦBT(yj - ΦBx̂j(i))
        x̃(i) = Ψx̂(i)
        x̄(i) = Threshold(x̃(i))
        x̄(i) = Ψ-1x̄(i)
    for each block j
        xj(i+1) = x̄j(i) + ΦBT(yj - ΦBx̄j(i))
        D(i+1) = ||x(i+1) - x̂(i)||2
        i = i + 1
until |D(i) - D(i-1)| < 10-2
x = x(i)
    
```

(a)

```

function x̂ = MC-BCS-SPL(y, ΦB, Ψ, xref)
x̂ = BCS-SPL(y, ΦB, Ψ)
i = 0
while i < MAX_ITERATION
    x̂mc = MotionCompensation(x̂, xref)
    for each block j
        ymcj = ΦBx̂mcj
        yr = y - ymc
        x̂r = BCS-SPL(yr, ΦB, Ψ)
        x̂ = x̂mc + x̂r
        i = i + 1
end while
    
```

(b)

Fig. 2. Pseudo-codes in BCS-SPL and MC-BCS-SPL. (a) BCS-SPL[5] and (b) MC-BCS-SPL[7].

여기서,  $\Phi_B$ 는 센싱 행렬이고,  $\Psi$ 는 희소화 행렬이고,  $\lambda$ 는 고정된 상수이다. 반복 횟수  $i+1$ 번째  $x^{(i+1)}$ 은  $i$ 번째  $x^{(i)}$ 를 Wiener 필터링 한 다음 IHT를 통해서 얻을 수 있다. 이때, Wiener 필터링은  $3 \times 3$  크기를 가지고, 희소화 행렬  $\Psi$ 는 DCT 같은 변환을 사용한다.  $Thresholding(\cdot)$ 은 식 (1)과 같이 정의된다.

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

여기서,  $\lambda$ 는 고정된 상수이고,  $K$ 는 입력영상 사이즈,  $\sigma^{(i)}$ 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,  $D^{(i+1)} = \frac{1}{\sqrt{N}} \|x^{(i)} - \hat{x}^{(i)}\|_2$  이다.

MC-BCS-SPL의 복호화기에서는 부호화기로부터 현재 WZ 프레임에 대한 압축된 신호  $y$  값을 받게 되면 이를 먼저 BCS-SPL 복원하여 초기값  $\hat{x}$ 으로 사용하게 된다. 그 다음에 복원한  $\hat{x}$ 를 참조 프레임  $x_{ref}$ 에 기초해서 움직임 예측과 움직임 보간을 수행하여 영상  $\hat{x}_{mc}$ 를 얻는다. 그리고 WZ 프레임에 대한 측정률과 동일한 측정률로 다시 센싱된다. 센싱된 값  $y_{mc}$ 와 현재 WZ 프레임에 대한 수신된 값  $y$ 를 CS 도메인에서 잔차 신호값  $y_r$ 을 구하고, 이 신호를 다시 BCS-SPL 복원을 통해  $\hat{x}_r$ 을 얻는다. 그 다음 움직임 보간 영상  $\hat{x}_{mc}$ 와 차이 영상  $\hat{x}_r$ 를 더해 새로운  $\hat{x}$ 값으로 갱신한다. 기존의 논문[7,8]에서는 위 과정을 고정된 반복 횟수(5회) 후 복원 영상을 얻는다.

### 2.2 기존 MC-BCS-SPL 알고리즘의 구조적인 문제점

기존에 제안된 움직임 보상 블록 기반의 압축센싱 기법은 프레임으로 수행하는 방식에 비해 연산이 간단하고 또한 압축센싱과 복원을 구현한 시스템의 메모리 복잡도 등을 매우 낮출 수 있는 장점이 있다. 또한 기존에 가장 활발히 연구되어 온 분산 비디오 부호화기법이 갖는 문제점인 피드백 채널이 갖는 시간지연성과 응용의 제약성 등을 극복할 수 있는 장점이 있다. 그러나 Fig. 2(b)에 나타난 MC-BCS-SPL 알고리즘은 구조적인 문제점을 포함하고 있다. 압축센싱된 WZ 프레임을 BCS-SPL 알고리즘에 의해 복원한 결과  $\hat{x}$ 를 이용하여 참조 프레임에 움직임 예측을 수행하는데 이때 움직임 예측 및 보상으로 구해지는  $\hat{x}_{mc}$ 가 복원 결과  $\hat{x}$ 와 참조 프레임  $x_{ref}$ 의 상관성과 무관하게 수행됨으로 인해  $\hat{x}_{mc}$ 를 개별 블록단위로 다시 압축센싱하여 매우 품질이 낮은 압축센싱 결과를 얻게 될 수 있다. 이로 인해 CS 영역에서 잔차 신호값  $y_r$ 은 원래의 의도와 달리 발산하는 결과를 낼 수 있다. 발산하는 경우에  $y_r$ 을 입력 값으로 하여 BCS-SPL에 의해 복원하는 경우에 복원되는  $\hat{x}_r$ 은 오차를 누적시키는 결과를 초래할 수 있다. Fig. 3은 Foreman 시퀀스에서 측정률 0.7과 0.1을 각각 사용하여 기존의 MC-BCS-SPL 알고리즘을 적용하여 화소영역의 값으로 복원한 예를 나타낸다. Fig. 3(a)에서와 같이 움직임이 크게 발생하는 영역이라고 하더라도 측정률이 0.7에 의해 높은 고화질로 압축센싱된 경우에는 반복적인 과정에 의해 제한적인 범위에서 동작하여 안정적인 결과를 도출할 수 있다. 그러나 측정률이 0.1과 같이 낮게 처리되는 경우에는 CS 영역에서 반복적으로 잔차 신호값  $y_r$ 을 구하여 BCS-SPL 알고리즘을 적용함으로써 오차가 누적되어 적정 표현 값의 범위를 벗어나는 경우를 볼 수

210.718638	205.422554	214.738886	217.483448	205.513449
212.848963	208.984922	225.183696	213.178208	215.808863
214.683862	220.699787	220.095671	218.496531	221.622651
221.186634	208.070789	211.600089	209.3477	200.251148
214.003152	222.25414	206.802372	218.649188	167.548843
220.271266	229.717277	214.841238	216.441001	151.889976
222.445636	226.229281	214.90525	186.921968	129.118773
212.335182	219.660847	225.269517	167.908732	144.369963
218.45802	211.361714	180.790957	142.844365	150.501248

(a)

250.031513	232.523223	226.534356	227.581629	225.187949
242.363092	223.721655	244.904302	223.996334	216.778978
248.905474	229.795105	241.115664	245.487888	242.378253
260.069633	221.434776	224.056172	220.566357	248.976068
224.811507	231.119626	226.821377	219.337054	221.397624
264.191278	245.772747	251.194705	221.739917	209.647929
250.647412	248.31356	254.546161	216.407953	210.268597
218.904805	216.977705	239.106038	205.876027	190.706854
225.54285	202.080854	216.223403	212.628469	168.633274

(b)

Fig. 3. Reconstructing examples of MC-BCS-SPL algorithm. (a) stable case and (b) unstable case.

있다. 이러한 과정은 결국 복원 영상의 품질을 매우 떨어뜨리는 결과로 초래하게 된다.

또한, Fig. 2에 나타낸 MC-BCS-SPL 알고리즘은 사전에 정의해둔 MAX\_ITERATION으로 일정 횟수만큼 반복적으로 연산하는 과정을 갖게 된다. 이것은 MC-BCS-SPL 알고리즘을 통해 복원하는데 매우 많은 시간이 소요되어, 실제 환경에 도입하여 사용하는데 제한된 응용성을 제공한다고 볼 수 있다. 따라서 이러한 문제를 극복하는 것이 요구된다.

### 3. 개선된 MC-BCS-SPL 알고리즘의 제안된 구조

기존의 MC-BCS-SPL 알고리즘의 문제점을 극복하기 위한 제안된 알고리즘의 pseudo-code를 Fig. 4에 나타내었다. 제안된 알고리즘에서는 기존의 3개의 파라미터와 더불어 현재의 WZ 프레임 이전의 참조 프레임  $x_{for.ref}$  과 이후의 참조 프레임  $x_{back.ref}$  을 추가적인 입력으로 받아들인다. 먼저, 이전의 참조 프레임  $x_{for.ref}$  과 이후의 참조 프레임  $x_{back.ref}$  사이의 상관관계를 조사하여 미리 정의해둔 문턱치 값 (Threshold)보다 크면, 주어진 시퀀스의 움직임은 낮다고 판단한다. 이에 따라 WZ 프레임의 압축센싱 값  $y$ 를 복원하여  $\hat{x}$ 를 구하고, 또한 이전 참조 프레임

에 기초해서 화소 영역에서 복원을 수행하여  $x_{for}$ 를 구한다. 이렇게 얻어진 두 결과의 평균을 취함으로써 초기 복원된 결과를 도출한다. 만일,  $x_{for.ref}$  과 이후의 참조 프레임  $x_{back.ref}$  사이의 상관관계가 문턱치보다 낮게 되는 경우에는 움직임이 매우 큰 시퀀스로 예측하고, WZ 프레임을 독립적인 BCS-SPL 알고리즘에 의해 복원하도록 하여  $\hat{x}$ 을 얻는다. 이렇게 얻어진 초기의  $\hat{x}$ 를 이전 참조 프레임과 이후 참조 프레임에 대해 양방향 움직임 탐색에 의해 움직임 보간 영상을 구한다[10,11].

즉, 프레임 내에 존재하는 물체의 움직임이 없거나 또는 선형적이라고 가정하게 되면 해당 물체의 움직임 벡터는 현재 프레임 위치를 중심으로 이전 프레임과 이후 프레임에 대해 서로 대칭을 이루게 된다. 본 논문에서는 이러한 가정 하에서 주어진 블록에 대해 다음의 식을 최소화하도록 하는 움직임 벡터( $v^*$ )를 구한다.

$$v^* = \underset{v}{\operatorname{argmin}} [SAD_f(v) + SAD_b(v) + SAD_m(v)]$$

$$SAD_f(v) = \sum_{p \in M} |\hat{x}(p) - x_{for.ref}(p+v)| \quad (3)$$

$$SAD_b(v) = \sum_{p \in M} |\hat{x}(p) - x_{back.ref}(p-v)|$$

$$SAD_m(v) = \sum_{p \in M} |x_{for.ref}(p+v/2) - x_{back.ref}(p-v/2)|$$

여기서,  $p$ 는 주어진 탐색을 하고자 하는 블록  $M$ 에 속하는 화소의 좌표를 나타내고, 이전의 참조 프레임  $x_{for.ref}$  과 이후의 참조 프레임  $x_{back.ref}$  을 이용하여  $\hat{x}_{mc}$ 는 다음과 같이 구해진다.

$$\hat{x}_{mc}(p) = \frac{x_{back.ref}(p-v^*/2) + \hat{x}(p) + x_{for.ref}(p+v^*/2)}{3} \quad (4)$$

이렇게 구해진 움직임 예측 및 보상으로 구해진  $\hat{x}_{mc}$ 를 추가적으로 화소 영역에서 보간을 수행하도록 하여 그 결과를 최종적인  $\hat{x}$ 을 얻는 구조로 설계된다.

또한, 본 논문에서는 기존의 알고리즘이 CS 영역에서 잔차 신호를 이용한 BCS-SPL 알고리즘을 적용함으로써 매우 불안정한 성능을 나타나는 것을 줄이기 위해 화소 영역에서 개별 블록단위로 참조 프레임에 대해 먼저 압축센싱을 적용한 후에 이를 화소영역으로 다시 복원하고, 이 결과와 WZ 프레임의 복원된 값과의 차이를 구하여 참조 프레임과 더하는 방법

```
function  $\hat{x}$  = ENHANCED_MC-BCS-SPL( $y, \Phi_B, \Psi, x_{for.ref}, x_{back.ref}$ )
    corr_val = CORR( $x_{for.ref}, x_{back.ref}$ )
    if (corr_val > Threshold) then // for high correlation
         $\hat{x}$  = BCS-SPL( $y, \Phi_B, \Psi$ )
         $x_{for}$  = PD_Reconstruction( $x_{for.ref}, y, \Phi_B, \Psi$ )
         $\hat{x}$  = Average( $\hat{x}, x_{for}$ )
    else // for low correlation
         $\hat{x}$  = BCS-SPL( $y, \Phi_B, \Psi$ )

     $\hat{x}_{mc}$  = MotionCompensation( $\hat{x}, x_{for.ref}, x_{back.ref}$ ) // MC
     $\hat{x}$  = PD_Reconstruction( $\hat{x}_{mc}, y, \Phi_B, \Psi$ )
```

(a)

```
function  $x$  = PD_Reconstruction( $x_{ref}, y, \Phi_B, \Psi$ )
    for each block  $j$ 
         $y_{ref,j}$  =  $\Phi_B x_{ref,j}$ 
         $\tilde{x}$  = BCS-SPL( $y_{ref}, \Phi_B, \Psi$ ) // reconstruction of  $y_{ref}$ 
         $\hat{x}$  = BCS-SPL( $y, \Phi_B, \Psi$ ) // reconstruction of  $y$ 
         $x_r$  =  $\hat{x} - \tilde{x}$ 
         $x$  =  $x_{ref} + x_r$ 
```

(b)

Fig. 4. Proposed MC-BCS-SPL algorithm (a) the proposed MC-BCS-SPL algorithm and (b) the part of pixel-domain reconstruction.

으로 알고리즘을 고속화하도록 한다. 이와 같이 구성함으로써 안정된 성능을 발휘하면서 반복적인 구조를 제거하도록 알고리즘을 간소화한다.

4. 실험 결과 및 고찰

본 논문에서 제안한 알고리즘의 타당성을 검증하기 다양한 실험을 수행하였다. 먼저, BCS-SPL 알고리즘을 적용하기 위한 블록 크기는  $16 \times 16$ , 키 프레임의 측정율은 0.7, WZ 프레임의 측정율은 0.1, 센싱 행렬  $\Phi$ 은 가우시안 랜덤 매트릭스(Gaussian random matrix)를 사용하였고, 희소화 행렬  $\Psi$ 은 DCT, 양자화 계단 크기를 16 적용한 후에 허프만 부호화를 사용하여 그 결과를 관찰하였다. 테스트 영상은 8비트(bit)  $352 \times 288$  그레이 스케일의 시퀀스 영상을 사용하였다.

4.1 화소 영역에서의 처리 효과와 복원 화질 비교

Fig. 3(b)에 나타난 결과는 기존의 MC-BCS-SPL 알고리즘이 불안정하게 동작하는 예를 나타낸 것으로서 동일한 조건에서 제안된 알고리즘을 적용하여 복원한 경우를 Fig. 5에 나타내었다. 이 결과에서 알 수 있듯이, 제안된 알고리즘은 화소영역에서 처리하고, 그 차이 신호에 대한 복원으로서 제한된 범위의 값으로 표현됨을 확인할 수 있다. 또한, 표현 값의 범위를 벗어나지 않은 화소의 값들도 안정되게 표현됨을 확인할 수 있다.

제안된 알고리즘의 유효성을 검증하기 위해 Hall Monitor, Foreman, Football 시퀀스 등에 대해 기존의 MC-BCS-SPL 방식[7]과 동일한 조건으로 실험을 수행하였다. Fig. 6은 홀수 번째 프레임인 WZ 프레임 복원에 따른 관찰된 PSNR (Peak-to-peak Signal-to-Noise Ratio) 결과를 보여준다. 이 결과를

208.316874	207.136785	204.908091	216.897426	195.545319
220.680998	201.367489	222.28127	218.007378	196.586432
209.843859	209.799498	218.65263	213.334347	206.164425
219.967902	199.000693	211.080158	203.268844	214.600895
214.379693	214.324637	215.20543	209.065347	204.190641
246.822403	231.42985	232.992584	220.618398	202.521208
244.349365	231.152555	234.478876	211.58815	194.577308
212.217979	214.487981	221.192723	187.636455	178.513722
220.968715	196.393029	202.155308	189.415354	157.297384

Fig. 5. Reconstructed result with the proposed MC-BCS-SPL algorithm for Fig. 3(b).

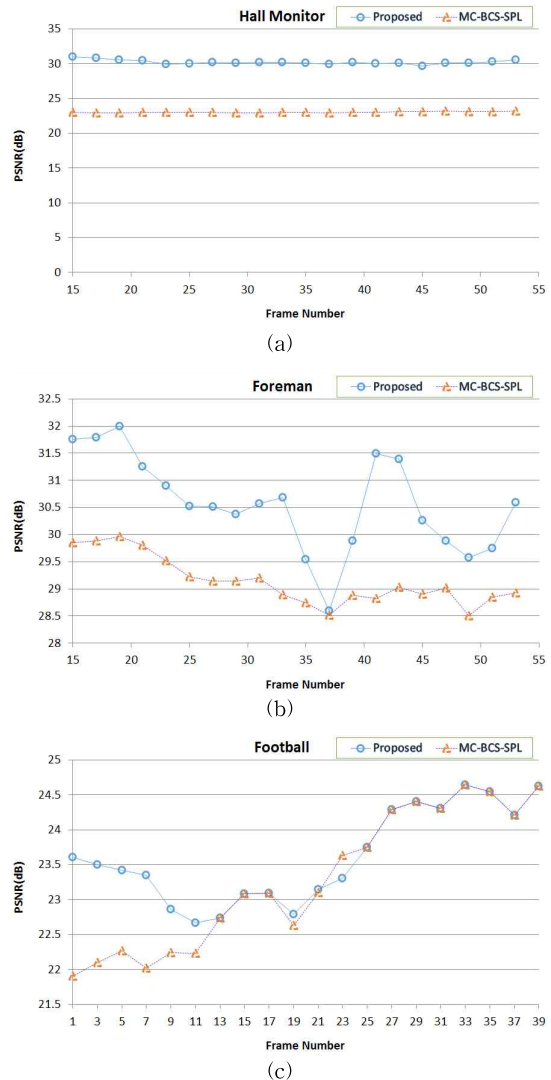


Fig. 6. PSNR performance comparison between the conventional algorithm[6] and the proposed algorithm, (a) Hall Monitor, (b) Foreman, and (c) Football.

통해 제안하는 방법이 기존 MC-BCS-SPL 기법보다 움직임이 굉장히 작은 영상인 Hall Monitor 시퀀스는 평균적으로 약 5 dB 정도의 성능 개선이 관찰되었다. 그리고 상대적으로 움직임이 큰 Foreman 시퀀스의 경우에는 약 2~3 dB 정도의 성능 개선을 이루었다. 그러나 움직임이 매우 큰 Football 시퀀스의 경우에는 움직임이 작은 구간에서는 우수한 성능을 보였으나, 움직임 큰 부분에서는 기존 방식과의 성능이 매우 유사하게 관찰되었다. 이상의 결과를 통해



확인할 수 있듯이 제안한 방법은 움직임이 작은 영상에 대해서 화질 개선에 더욱 효과적이라는 것을 알 수 있다.

#### 4.2 BCS-SPL 알고리즘의 실행횟수 비교

Fig. 2에 나타난 기존의 알고리즘과 Fig. 4에 나타난 제안된 알고리즘은 BCS-SPL 알고리즘을 바탕으로 설계되었으며, 실행 시간은 전적으로 BCS-SPL 내의 반복문을 수행하는 횟수에 크게 의존한다. 따라

서 전체적인 연산량 비교를 위해서는 BCS-SPL 알고리즘 내의 반복문의 실행횟수에 대한 비교가 필요하다. Fig. 7은 홀수 번째 프레임인 WZ 프레임 복원에 따른 복원하기까지 소요된 BCS-SPL 알고리즘 내의 반복문의 실행횟수를 나타내고 있다.

Fig. 2에 나타난 기존의 알고리즘에서는 MAX\_ITERATION을 5로 설정하여 계속적으로 값을 갱신하는 방법으로 성능 개선을 추구하였다. 이에 비해 제안한 방식은 잔차 영상을 CS 영역에서가 아닌 화소 영역에서 처리했을 때의 반복 횟수를 보여준다. Hall Monitor와 Football 시퀀스와 같이 움직임이 거의 없거나 매우 많은 경우에는 상대적으로 BCS-SPL 알고리즘 반복횟수가 작은 반면에 Foreman 시퀀스와 같은 경우에는 다소 반복횟수가 증가됨을 확인할 수 있다. 그러나 전체적으로 제안된 방식에 의한 BCS-SPL 알고리즘을 반복하는 횟수가 낮게 유지되는 장점이 있다. 이상의 결과를 통해 제안된 방식은 기존의 방식에 비해 연산량의 절감을 얻을 수 있다. 그러나 움직임 예측 및 보상과 관련해서는 기존의 방식이 단방향으로 이루어지는데 비해 제안된 방법은 양방향으로 인한 효과는 추가적으로 이루어지므로 이 부분에 대한 추가적인 검토는 필요하다.

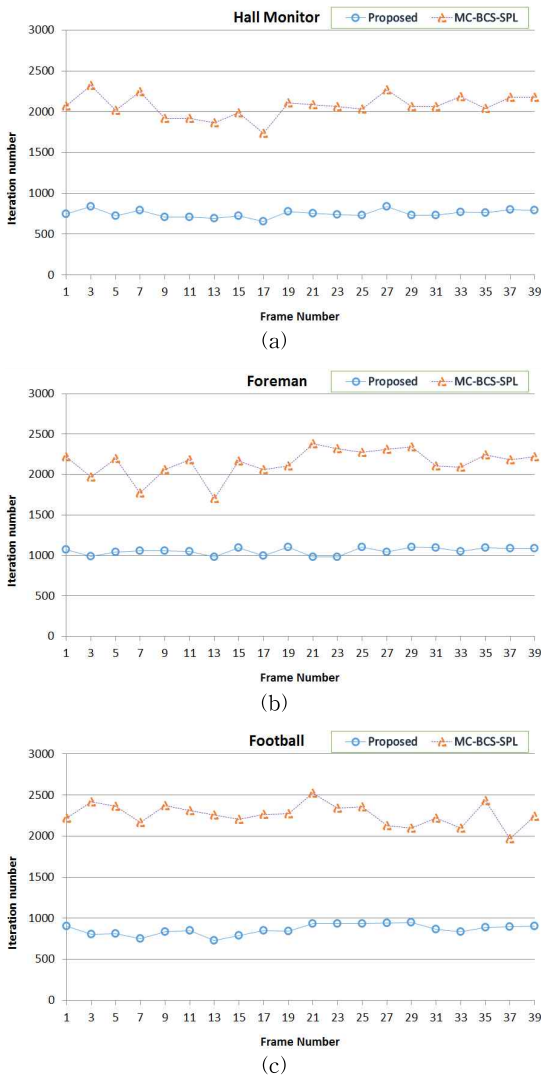


Fig. 7. Iteration number comparison between the conventional algorithm[6] and the proposed algorithm. (a) Hall Monitor, (b) Foreman, and (c) Football.

#### 5. 결 론

본 논문에서는 압축센싱 기법과 저전력 비디오 부호화를 결합한 기법으로 가장 많이 알려진 MC-BCS-SPL 알고리즘이 갖고 있는 문제점을 확인하였고, 이를 해결하기 위한 새로운 알고리즘을 제안하였다. 즉, 기존에 제시된 기본적인 MC-BCS-SPL 알고리즘은 복호화 과정에서 움직임 예측에 사용되는 초기 영상을 결정할 때, 복원된 WZ 프레임이 참조프레임과 상관관계가 높지 않은 경우에는 잔차 신호를 CS 영역에서 처리하는 과정에서 매우 많은 반복과 더불어 오차가 누적됨으로 인해 심각한 화질 저하가 일어남을 실험적으로 확인하였다. 이러한 문제들을 해결하기 위해 본 논문에서는 참조 키 프레임들간의 상관관계를 조사하여 적응적으로 초기영상을 결정하는 방법을 사용하는 방법을 제시하였고, 또한, 기존 MC-BCS-SPL에서는 잔차 신호 처리를 CS 영역에서 반복적으로 처리하는 것을 화소영역으로 처리하는 알고리즘으로 개선하였다. 실험을 통하여 움직임이 작은 영상 시퀀스의 경우에 매우 우수한 화질

개선이 이루어짐을 확인하였고, 더불어 토대가 되는 BCS-SPL 알고리즘의 반복 횟수를 줄일 수 있음을 확인하였다.

앞으로 본 논문에서 프레임 간의 움직임이 큰 경우에는 기존의 방법을 개선한 효과적인 알고리즘에 대한 연구가 추진될 필요가 있다. 또한, 제안한 MC-BCS-SPL 알고리즘은 키 프레임 사이에 다수개의 프레임이 위치하는 GOP 구조에 적용함으로써 다양한 영상에 울-왜곡 성능을 비교할 필요가 있으며, 그리고 이웃하는 키 프레임을 활용함에 있어서 WZ 프레임 복원은 구조적으로 다양한 시도를 할 필요가 있다.

#### REFERENCE

- [1] A. Sharif, V. Potdar, and E. Chang, "Wireless Multimedia Sensor Network Technology: A Survey," *Proceeding of International Conference on Industrial Informatics*, pp. 606-613, 2009.
- [2] B. Girod, A. Aaron, S. Rane, and D. Rebollo-Monedero, "Distributed Video Coding," *Proceedings of IEEE Special Issue On Advance In Video Coding And Delivery*, Vol. 93, pp. 71-83, 2005.
- [3] T. Do, Y. Chen, D.T. Nguyen, N. Nguyen, L. Gan, and T.D. Tran, "Distributed Compressed Video Sensing," *Proceedings of the International Conference on Image Processing*, pp. 1393-1396, 2009.
- [4] D.L. Donoho, "Compressed Sensing," *IEEE Transactions on Information Theory*, Vol. 52, No. 4, pp. 1289-1306, 2006.
- [5] S. Mun and J.E. Fowler, "Block Compressed Sensing of Images Using Directional Transforms," *Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing*, pp. 3021-3024, 2009.
- [6] 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, 2014.
- [7] S. Mun and J.E. Flower, "Residual Reconstruction for Block-based Compressed Sensing of Video," *Proceedings of Data Compression Conference*, pp. 183-192, 2011.
- [8] Q.H. Nguyen, K.Q. Dinh, V.A. Nguyen, C.V. Trinh, Y.H. Park, and B.W. Jeon, "A Skip-mode Coding for Distributed Compressive Video Sensing," *Journal of Broadcast Engineering*, Vol. 19, No. 2, pp. 257-267, 2014.
- [9] X. Gao, F. Jiang, S. Liu, W. Che, X. Fan, and D. Zhao, "Hierarchical Frame Based Spatial-temporal Recovery for Video Compressive Sensing Coding," *Proceeding of Neurocomputing 174*, pp. 404-412, 2016.
- [10] J. Ascenso, C. Brites, and F. Pererira, "Improving Frame Interpolation with Spatial Motion Smoothing for Pixel Domain Distributed Video Coding," *Proceedings EURASIP Conference on Speech and Image Processing*, 2005.
- [11] J. Kim, J. Kim, and K. Seo, "A Selective Block Encoding Scheme Based on Motion Information Feedback in Distributed Video Coding," *IEICE Transactions on Communications*, Vol. E94-B, No. 3, pp. 860-862, 2011.
- [12] J.E. Fowler, S. Mun, and E.W. Tramel, "Multiscale Block Compressed Sensing with Smoothed Projected Landweber Reconstruction," *Proceedings of 19th European Signal Processing Conference*, pp. 564-568, 2011.
- [13] Y. Park, H. Shin, and B. Jeon, "Convergence Complexity Reduction for Block-Based Compressive Sensing Reconstruction," *Journal of The Korean Society of Broadcast Engineering*, Vol. 19, No. 2, pp. 240-249, 2014.
- [14] J. Ryu and J. 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, 2016.





류 중 선

2008년~2015년 한밭대학교 멀티  
미디어공학과 졸업 (학사)  
2015년~2017년 한밭대학교 정보  
통신전문대학원 석사  
관심분야: 영상처리, 영상해석, 알  
고리즘



김 진 수

1998년 KAIST 전기 및 전자공  
학과 공학박사  
1995년~2000년 삼성전자 선임연  
구원  
2000년~현재 한밭대학교 정보통  
신공학과 교수

2003년~2006년 한국전자통신연구원 초빙연구원  
2008년~2009년 텍사스 주립대학교 (UTA) 교환교수  
관심분야: 영상처리, Distributed Video Coding, 디지털  
방송, 영상부호화, 영상통신