

신뢰성 예측을 이용한 분산 압축 비디오 센싱의 성능 개선

(Performance Improvement of Distributed Compressive
Video Sensing Using Reliability Estimation)

김진수^{1)*}
(Jin-soo Kim)

요약 최근에 원거리 비디오 센싱과 같은 응용은 많은 무선 네트워크에 중요한 응용으로 크게 관심을 받고 있다. 분산 압축 비디오 센싱 기술은 높은 부호화 복잡도를 간단히 하고, 동시에 비디오 데이터를 캡처함과 동시에 압축함으로써 이 분야에 적용 가능한 기술로 고려되고 있다. 특히, 움직임 보상 블록 압축 센싱 기술인 MC-BCS-SPL은 분산 압축 비디오 센싱 방법 중에 효과적인 기술로서 고려되고 있으나, 복원된 워너-지브 프레임에서 우수하지 못한 성능을 제공한다. 본 논문에서는 기존의 MC-BCS-SPL 알고리즘을 살펴보고, 이웃하는 키프레임 사이에 신뢰성에 기초하여 효과적으로 움직임 보상 프레임을 얻는 방법을 도입함으로써 우수한 화질을 제공하는 방법을 제안한다. 다양한 실험 결과를 통하여 제안한 알고리즘은 기존의 알고리즘에 비해 우수한 화질을 제공할 수 있음을 확인한다.

핵심주제어 : 분산 압축 비디오 센싱, MC-BCS-SPL, 신뢰성 예측

Abstract Recently, remote sensing video applications have become increasingly important in many wireless networks. Distributed compressive video sensing (DCVS) framework in these applications has been studied to reduce encoding complexity and to simultaneously capture and compress video data. Specially, a motion compensated block compressed sensing with smoothed projected Landweber (MC-BCS-SPL) has been actively researched for one useful algorithm of DCVS schemes. However, conventional MC-BCS-SPL schemes do not provide good visual qualities in reconstructed Wyner-Ziv (WZ) frames. In this paper, the conventional schemes of MC-BCS-SPL are described and then upgraded to provide better visual qualities in WZ frames by introducing reliability estimate between adjacent key frames and by constructing efficiently

* Corresponding Author : jskim67@hanbat.ac.kr

+ This research was supported by Basic Science Research Program through the National Research Foundation of Korea(NRF) funded by the Ministry of Education(No. 2015R1D1A1A01059456).

Manuscript received October 3, 2018 / revised October 26, 2018 / accepted October 31, 2018

1) 한밭대학교 정보통신공학과, 제1저자, 교신저자

motion-compensated interpolated frames. Through experimental results, it is shown that the proposed algorithm is effective in providing better visual qualities than conventional algorithm.

Key Words : Distributed Compressed Video Sensing, BCS-SPL, Reliability Estimate

1. 서 론

무선 멀티미디어 센서 네트워크 (WMSN: Wireless Multimedia Sensor Networks)의 발달로 비디오 감시와 비디오 모니터링과 같은 다양한 응용 서비스가 출현하고 있다. WMSN에서 비디오의 저장과 전송은 압축센싱 (Compressed Sensing)기술의 도입으로 더욱 단순화시킬 수 있게 되었으며, 이는 섬김 (Sparsity) 신호를 단지 몇 개의 샘플로 손쉽게 복원할 수 있다는 원리에 그 근간을 두고 있다[1]. 즉, 압축센싱을 통해 휴대 단말기를 통하여 멀티미디어 데이터를 손쉽게 취득하고 다양한 콘텐츠를 제작 및 전송, 보급할 수 있게 됨으로써 WMSN에 비디오 센서를 도입하기 위한 다양한 연구가 활발히 진행되고 있다. 저전력 비디오 코덱기술인 분산 비디오 부호화와 압축센싱 기술의 결합을 통해 저비용의 샘플링을 실현하는 분산 압축 비디오 센싱 기법이 연구되고 있다[2].

최근에 활발히 연구 개발 중에 있는 BCS-SPL (Block-Based Compressive Sensing-Smoothed Projected Landweber) 기법은 기존의 프레임 기반의 접근 방법이 가지고 있던 메모리 문제나 구현의 복잡도를 낮출 수 있는 장점이 있다[2]. 또한, 각 블록마다 다른 성감도 특성에 따라 블록별로 복원된 화질 열화 정도가 다를 수 있어 제어 방법에 있어 융통성을 갖고 있다[3]. 그래서 정지영상에 적용된 BCS-SPL 기법을 비디오에 적용함으로써 비디오 인코더의 복잡도를 크게 간단하게 할 수 있는 분산 압축 비디오 센싱에 적합한 MC-BCS-SPL (Motion Compensated BCS-SPL)기법에 대한 연구가 진행되었다[4]. 최초로 제안되었던 MC-BCS-SPL 기법은 움직임 예측 (ME : Motion Estimation)과 움직임 보상 (MC : Motion Compensation)을 결합하고, 보상

오차 즉 잔차 신호에 대해 BCS-SPL 기법을 적용함으로써 확장되었다. [5]에서는 MC-BCS-SPL 기법에서 WZ (Wyner-Ziv) 프레임에서 발생하는 화질저하 문제를 극복하기 위해 연속적인 키프레임 사이의 높은 상관관계를 이용하여 초기영상 보정방식 도입과 GOP (Group of Pictures)예측 구조 방식에 따른 율-왜곡 성능을 분석하였다. [6]에서는 움직임 보상 잔차 신호 처리를 WZ 프레임과 움직임 보상 프레임을 각각 복원한 후 압축센싱 영역에서 처리하여 계산량을 감소시킨 방법을 강구하였다. [7]에서는 GOP의 구조를 순방향 혹은 역방향 구조 대신 이웃 프레임간 시간 상관관계를 이용한 계층 구조를 사용하는 등 외부적인 요소들을 추가해 성능을 개선하고자 하였다. [8]에서는 WZ프레임에 대한 우수한 복원 화질을 위해 연속적인 키프레임들에 있어 시간적 상관관계에 기초해서 적응적으로 선택되도록 하는 방법으로 진행되었다. [9]에서는 두 개의 이웃하는 키프레임 사이의 상관계수를 계산하고, 적응적으로 참조 프레임을 구하고, 참조프레임과의 잔차신호에 대해 기존의 BCS-SPL 알고리즘을 적용하는 방법에 대해 안정화하는 방안을 연구하였다.

한편, 기존의 MC-BCS-SPL 기법과 더불어 다양한 방법으로 비디오 신호에 대한 압축센싱 기술의 성능 개선을 위한 연구가 진행되었다. [10]에서는 계층적 프레임 기반의 비디오 압축센싱 기술로서 이웃 키프레임 사이의 측정물을 계층적으로 차별화하여 실행하고, 시공간 상관계수를 측정하여 상관도가 높은 블록은 그룹화하여 처리하는 방법으로 성능개선을 수행하였다. [11]에서는 메모리에 효율적인 측정 행렬을 위해 DWT와 DCT를 결합한 형태를 비디오 센싱에 적용하여 화질, 메모리 복잡도, 전송 에너지와 지연 등의 측면에서 성능 개선을 추구하였다. [12]에서는

압축센싱 영역에서 추가적으로 다시 압축센싱 방법을 도입하는 방법을 도입하고, 매크로블록에서 움직임의 양을 예측하기 위해 SAD값을 사용하였다. [13]에서는 WZ프레임에 대한 보조정보를 생성하기 위해 키프레임들에 대해 다중 위상 복원 방법을 사용하여 키프레임들을 정렬하고, 정렬된 프레임들은 웨이블릿을 사용하여 시공간 상관관계를 이용하여 융합하고자 하였다. [14]에서는 블록 기반의 압축센싱에서 상관관계가 있는 이미지와 비디오 프레임사이의 블록 기반의 결합 복원 알고리즘을 제시하였다.

본 논문에서는 기존의 연구[3,9]에서 다른 MC-BCS-SPL의 성능 한계를 극복하기 위한 연구를 수행하였다. 즉, 기존 연구에서는 WZ프레임에 대한 이전 키프레임과 이후 키프레임 사이의 시간적 상관관계를 이용함에 있어 단순한 방법으로 접근함에 따라 제한적인 성능을 달성하였다. 이에 본 논문에서는 이전 키프레임과 이후 키프레임 사이의 신뢰성을 측정하여 압축센싱 영역에 대한 최적의 참조영상을 얻는 방법에 대해 연구를 수행하였다.

2. MC-BCS-SPL 알고리즘의 개요

기존에 제시된 MC-BCS-SPL의 기본 구조는 Fig. 1과 같은 구조도를 갖는다. 입력 비디오가

입력되면, 부호화기에서는 키프레임과 WZ프레임으로 나누어 각각 측정된다. 일반적으로 키프레임에 대해서는 높은 샘플링율로 표본화되어 압축센싱되어 전송되고, WZ프레임에 대해서는 낮은 샘플링율로 표본화되어 압축센싱되어 전송된다. 복호화기에서는 수신되는 키프레임을 복원하여 메모리에 저장하고, WZ프레임의 복원을 위해 메모리에 저장한다. 이때 키프레임의 정보를 이용해서 보조정보 (SI: Side Information)를 구하여 압축센싱된 신호를 복원하게 된다.

Fig. 2는 BCS-SPL과 MC-BCS-SPL 기법에 대한 Pseudo-Code를 보여주고 있다[2-3]. 먼저, BCS-SPL 알고리즘에서는 입력 이미지가 들어오면, 이미지는 $B \times B$ 크기의 블록으로 나누고, 키프레임에 대해서는 높은 측정률로 센싱 한다. 입력 이미지 x 의 j 번째 블록을 x_j 에 대해 $y_j = \Phi_B x_j$ 와 같이 센싱 되며, 측정행렬 Φ_B 는 $M_B (= \lfloor \frac{M}{N} B^2 \rfloor) \times B^2$ 크기의 직교행렬을 사용한다[9]. 압축센싱된 데이터에 대해서는 각 블록단위로 복원하여 $x_j^{(0)}$ 를 위너 (Wiener)필터를 적용하여 센싱 오차 $y_j - \Phi_B \hat{x}_j^{(i)}$ 를 다시 복원하여 복원품질을 개선하고, 이후에 PL (Projected Landweber), IHT (Iterative Hard Thresholding) 부분을 적용한다. 이와 같이 BCS-SPL의 복원은 압축센싱된 신호 y 에 대해 i 번째 복원신호 $x^{(i)}$ 로

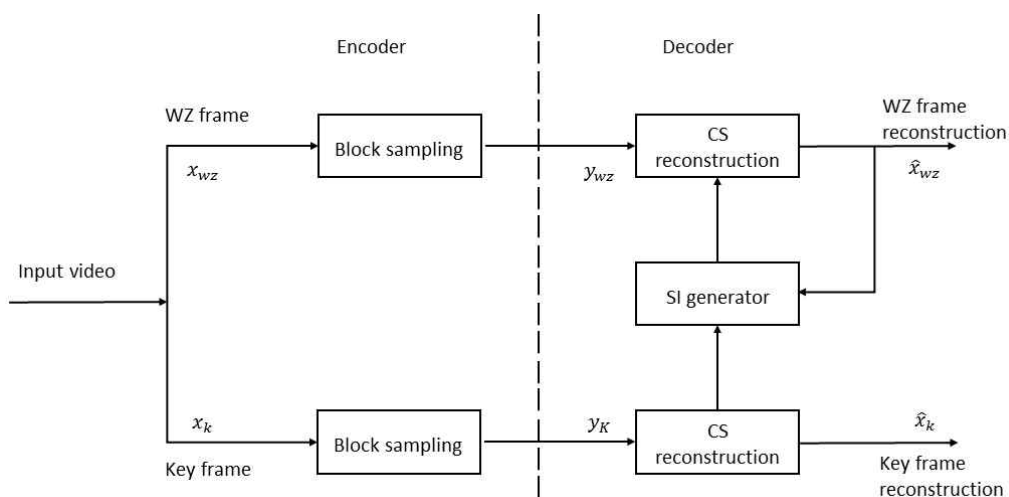


Fig. 1 MC-BCS-SPL Structure[2]

얻고 SPL구조를 정해진 종료 기준을 만족시키기 전까지 Wiener 필터링, PL, IHT를 반복적으로 수행함으로써 일정 성능이 얻어질 때까지 반복적으로 수행된다.

기존에 제시된 MC-BCS-SPL기법에서는 압축 센싱된 신호 y 값을 받게 되면 먼저 BCS-SPL 알고리즘을 바탕으로 복원하여 초기값 \hat{x} 으로 사용한다. 복원한 신호 \hat{x} 와 키프레임 x_{ref} 을 움직임 예측과 움직임 보상을 통해 얻어진 영상 \hat{x}_{mc} 를 얻는다. WZ 프레임에 대한 측정률과 동일한 측정률로 다시 압축센싱하여 y_{mc} 와 y 를 압축센싱 영역에서 잔차신호 y_r 을 BCS-SPL 복원을 통해 복원한 \hat{x}_r 을 얻는다. 이렇게 해서 얻은 움직임 보상 신호 \hat{x}_{mc} 와 잔차신호 \hat{x}_r 를 더해 새로운 \hat{x} 값을 갱신한다. 위 과정을 일정한 반복 횟수(5회)만큼 계산하여 얻은 복원 영상을 얻는 구조이다. 그러나 이 방법은 블록단위의 특성과 프레임의 움직임 특성이 반영되지 않은 구조로서 성능 개선에 있어 매우 제한적이다.

```
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))
            x(i) = Ψ-1x̄(i)
        for each block j
            xj(i+1) = xj(i) + ΦBT(yj - ΦBxj(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 Formulation of Pseudo-Code in BCS-SPL and MC-BCS-SPL

(a) BCS-SPL[2] (b) MC-BCS-SPL[3]

3. 프레임 간 상관관계를 고려한 복원화질 개선 기법

3.1 프레임 차 기반의 복호화 알고리즘

Fig. 3에 나타낸 알고리즘은 프레임 차 기반의 복호화 알고리즘에 대한 Pseudo-Code를 나타낸 것이다[3,8]. 이전 키프레임과 이후 키프레임 사이의 프레임 차 신호를 구하고, 프레임 차 신호에 대한 RMSE (Root Mean Square Error)를 측정하여 이 값이 임계치보다 작은 경우에 대해 이전 키프레임을 기초해서 복원한 영상과 BCS-SPL 복호화에 얻어진 영상을 평균해서 복원하는 방법이다. 이 방법은 움직임이 없는 영역에 대해서는 이전 키프레임의 압축센싱된 결과와의 차이 값을 구하고 그 차이 값을 복원하여 이전 프레임에 더해서 얻어지는 방법이다. 이 방법은 현재 WZ 프레임에 대해 이전 키프레임과 이후 키프레임 사이의 차이 값의 절대치를 측정하여 이를 통해 시간적 상관관계를 이용한다. 이 방법의 또 다른 특징은 이전의 참조 키프레임을 현재 WZ 프레임의 측정률로 다시 센싱해서 현재 WZ 프레임의 압축센싱된 것과의 차이를 계산하고, 이 차이 값을 BCS-SPL 방법으로 복원

```

function  $\hat{x}$  = MODIFIED_MC-BCS-SPL( $y, \Phi_B, \Psi, x_{forward\_ref}, x_{backward\_ref}$ )
   $rmse\_val$  = RMSE( $x_{forward\_ref}, x_{backward\_ref}$ )
  if (  $rmse\_val < Threshold$  ) then
     $\hat{x}$  = BCS-SPL( $y, \Phi_B, \Psi$ )
     $x_{for}$  = ResidualReconstruction( $x_{forward\_ref}, y, \Phi_B, \Psi$ )
     $\hat{x}$  = Average( $\hat{x}, x_{for}$ )
  else
     $\hat{x}$  = BCS-SPL( $y, \Phi_B, \Psi$ )
   $i$  = 0
  while  $i < MAX\_ITERATION$ 
     $\hat{x}_{mc}$  = MotionCompensation( $\hat{x}, x_{ref}$ )
     $\hat{x}$  = ResidualReconstruction( $\hat{x}_{mc}, y, \Phi_B, \Psi$ )
     $i$  =  $i + 1$ 
  end while

```

(a)

```

function  $\hat{x}$  = ResidualReconstruction( $x_{ref}, y, \Phi_B, \Psi$ )
  for each block  $j$ 
     $y_{ref}$  =  $\Phi_B x_{ref}$ 
     $y_r$  =  $y - y_{ref}$ 
     $\hat{x}_r$  = BCS-SPL( $y_r, \Phi_B, \Psi$ )
     $\hat{x}$  =  $x_{ref} + \hat{x}_r$ 

```

(b)

Fig. 3 Pseudo-Code for RMSE-Based Reconstruction[8].

(a) RMSE-Based MC-BC-SPL Algorithm (b) Residual Reconstruction

하여 이전의 참조 키프레임과 더하여 평균 낸 영상을 초기 영상으로 사용함으로써 초기 영상을 보정한다.

3.2 자기상관계수 기반의 복호화 알고리즘

Fig. 4는 이전 키프레임과 이후 키프레임 사이의 상관관계 기반의 복호화 알고리즘에 대한 Pseudo-Code를 나타낸 것이다[9]. 즉, 이전 키프레임과 이후 키프레임 사이에 구한 상관계수가 주어진 임계치를 초과하는 경우에 먼저, 수신되는 압축센싱된 데이터를 Fig. 2(a)에 나타낸 BCS-SPL 기법을 이용하여 복원한다. 그런 후에 이전 키프레임을 이용하여 압축센싱하고, 다시 복원한 것과 현재 WZ프레임의 복원한 결과와의

잔차 신호를 구한 후에 이전 키프레임에 더하여 복원한다. 이렇게 복원된 이전 키프레임의 복원된 것과 WZ프레임의 복원된 것에 대한 평균을 구하는 방법을 사용한다. 이때, 이전 및 이후 키프레임사이의 움직임 탐색을 통해 움직임 보상신호를 얻은 후에 최종적인 복원 신호를 얻는다. 이 알고리즘은 Fig. 3(b)와 입력 데이터는 동일하나, 참조 프레임의 압축센싱된 것과 현재 WZ프레임의 압축센싱 데이터와의 차이를 구하여 잔차신호를 BCS-SPL 알고리즘을 적용하는 반면에 이 알고리즘에서는 참조 프레임의 복원된 데이터와 현재 WZ프레임의 압축센싱 데이터의 복원된 데이터에 대해 화소 영역에서 잔차를 구하고, 그 결과를 참조 프레임에 더해서 복원하는 방법에서 차이점이 있다[3,8,9].

```

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  $j$ 
         $y_{ref,j}$  =  $\Phi_B x_{ref,j}$ 
         $\check{x}$  = BCS-SPL( $y_{ref}, \Phi_B, \Psi$ ) // reconstruction of  $y_{ref}$ 
         $\hat{x}$  = BCS-SPL( $y, \Phi_B, \Psi$ ) // reconstruction of  $y$ 
         $x_r$  =  $\hat{x} - \check{x}$ 
         $x$  =  $x_{ref} + x_r$ 
    
```

(b)

Fig. 4 Pseudo-Code for Correlation-Based Reconstruction[9]

(a) Correlation-Based MC-BC-SPL Algorithm (b) Residual Reconstruction

현재 WZ프레임에 대한 초기의 복원 프레임들 사이로 이전 키프레임과 이후 키프레임 사이에 움직임 탐색은 다음과 같은 기준으로 수행한다. 즉, 초기의 복원된 WZ프레임에서 이전 키프레임에 대한 탐색, 이 초기의 복원된 WZ 프레임에서 이후 키프레임에 대한 탐색, 이전 키프레임에서 이후 키프레임에 대한 탐색을 수행한다. 이때 최소의 절대 오차가 갖는 위치를 찾아서 움직임 벡터를 이용하여 3개 프레임의 평균을 구함으로써 움직임 보상을 수행한다. 이 방식에 의한 물체 탐색은 해당 물체의 움직임 벡터는 현재 프레임 위치를 중심으로 이전 프레임과 이후 프레임에 대해 서로 대칭을 이루는 조건에 최적이 된다.

3.3 신뢰성 예측 방식의 복호화 알고리즘

Fig. 5는 신뢰성 예측 방식에 기초한

MC-BCS-SPL 알고리즘에 대한 Pseudo-Code를 나타내고 있다. 제안된 알고리즘은 기존의 방식과 동일하게 기존의 3개의 파라미터와 이전의 키프레임과 이후의 키프레임을 추가적인 입력으로 받아들인다. 먼저, 이전의 키프레임과 이후의 키프레임 사이에 움직임 탐색과 보상을 통하여 두 프레임 사이의 신뢰성을 예측한다. 신뢰성 예측을 통해 얻어지는 값이 문턱치보다 작으면 압축 센싱된 값을 BCS-SPL 알고리즘으로 복원한다. 또한, 이전 키프레임과 이후 키프레임에 대해 압축 센싱하여 복원한 것과 WZ프레임의 복원한 것을 이용해서 잔차를 구하고, 키프레임에 더해 양방향 예측치를 구한다. 이렇게 구한 양방향 예측치와 WZ프레임의 복원한 것을 더하여 초기의 복원 영상으로 처리한다. 초기의 복원된 프레임은 이전 키프레임과 이후 키프레임의 양방향 움

직접 탐색과 보상 과정을 통해 움직임 보상 영상을 얻어서 이것을 이용해서 기존의 복원 방법으로 통해 복원한다.

본 논문에서는 대칭적인 움직임 탐색을 수행하여 WZ프레임의 움직임 벡터를 실제에 가까운 형태로 구하는 방법을 사용한다[15-17]. [15]에

사용된 기법을 변형하면, Fig. 6(a)에 나타난 바와 같이, 현재 블록과 동일 위치의 이전 키프레임 블록을 이후 키프레임 범위 내에서 탐색을 수행하여 초기의 순방향 움직임 벡터를 먼저 예측한다.

```
function  $\hat{x}$  = BiDir_MC-BCS-SPL( $y, \Phi_B, \Psi, x_{for\_ref}, x_{back\_ref}$ )
    cost = ReliabilityEstimate( $x_{for\_ref}, x_{back\_ref}$ )
    if ( cost < Threshold ) then // for low cost
         $\hat{x}$  = BCS-SPL( $y, \Phi_B, \Psi$ )
         $x_{bi}$  = BiDir_Reconstruction ( $x_{for\_ref}, x_{back\_ref}, y, \Phi_B, \Psi$ )
         $\hat{x}$  = Average( $\hat{x}, x_{bi}$ )
    else // for high cost
         $\hat{x}$  = BCS-SPL( $y, \Phi_B, \Psi$ )

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

(a)

```
function  $x$  = BiDir_Reconstruction( $x_{ref1}, x_{ref2}, y, \Phi_B, \Psi$ )
    for each block  $j$ 
         $y_{ref1,j} = \Phi_B x_{ref1,j}$ 
         $y_{ref2,j} = \Phi_B x_{ref2,j}$ 

         $x_1$  = BCS-SPL( $y_{ref1}, \Phi_B, \Psi$ ) // reconstruction of  $y_{ref1}$ 
         $x_2$  = BCS-SPL( $y_{ref2}, \Phi_B, \Psi$ ) // reconstruction of  $y_{ref2}$ 
         $\hat{x}$  = BCS-SPL( $y, \Phi_B, \Psi$ ) // reconstruction of  $y$ 
         $x_r = \hat{x} - (x_1 + x_2)/2$ 
         $x = (x_{ref1} + x_{ref2})/2 + x_r$ 
```

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

(b)

Fig. 5 Proposed MC-BCS-SPL algorithm (a) the proposed MC-BCS-SPL algorithm and (b) the part of pixel-domain reconstruction

이렇게 예측된 움직임 벡터에 초기 벡터를 교정하여 보다 정확한 움직임 벡터를 얻기 위해 Fig. 6(b)에 나타난 것과 같이 양방향 움직임 벡터를 구한다. 이때 최적의 움직임 벡터는 다음의 식을 최소화하도록 하는 움직임 벡터(v^*)를 구한다.

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

$$SAD_f(v) = \sum_{p \in M} |x_{back_ref}(p) - x_{for_ref}(p+v)| \quad (1)$$

$$SAD_b(v) = \sum_{p \in M} |x_{for_ref}(p) - x_{back_ref}(p-v)|$$

여기서, p 는 탐색 블록 M 에 속하는 화소의 좌표를 나타내고, 이전의 키프레임과 이후의 키프레임을 이용하여 움직임 보상 프레임 \hat{x}_{mc} 는 다음과 같이 구해진다.

$$\hat{x}_{mc}(p) = \frac{x_{back_ref}(p-v^*/2) + x_{for_ref}(p+v^*/2)}{2} \quad (2)$$

여기서, p 는 탐색 블록 M 에 속하는 화소의 좌표를 나타내고, 이전의 키프레임과 이후의 키프레임을 이용하여 움직임 보상 프레임 \hat{x}_{mc} 는 다음과 같이 구해진다.

$$\operatorname{cost} = \sum_M \sum_{p \in M} \left| \frac{x_{back_ref}(p-v^*/2) - x_{for_ref}(p+v^*/2)}{2} \right| \quad (3)$$

4. 모의실험 결과 및 검토

본 논문에서는 분산 비디오 압축센싱에 대한 복원방법에 있어 제안한 방식 즉, 신뢰성을 예측하고, 이 기법에 의한 복원 성능을 확인하기 위해 모의실험을 수행하였다. 수행한 모의실험에서 압축센싱 블록크기는 16, 키프레임의 측정률(subrate)은 0.7, 압축센싱 행렬은 GRM

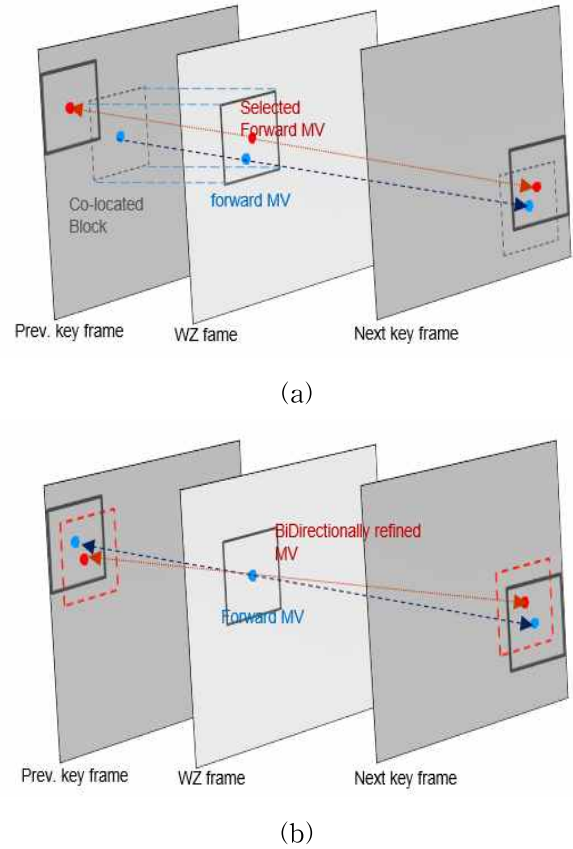
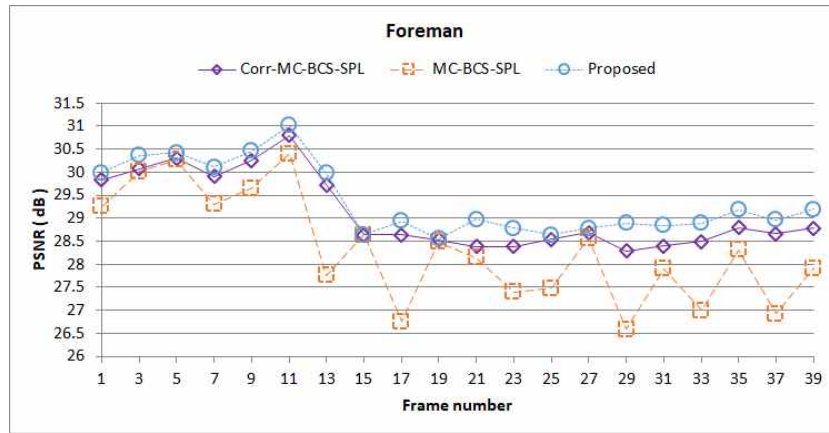
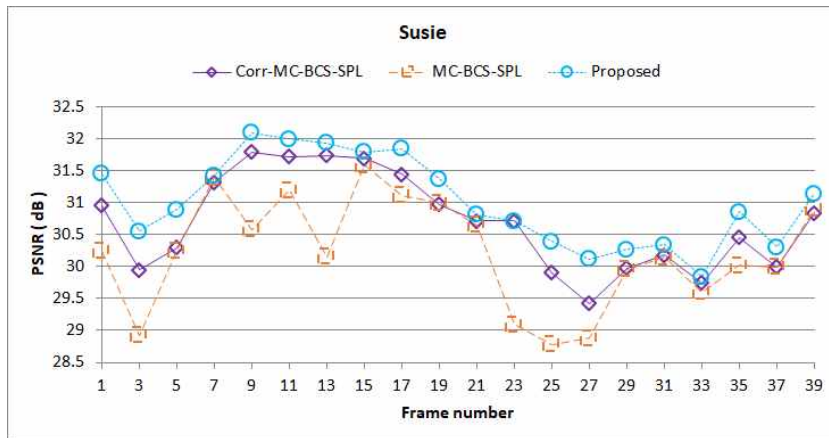


Fig. 6 Bilateral Motion Estimation (a) Initial forward Motion Estimation and (b) the Bilateral Motion Estimation

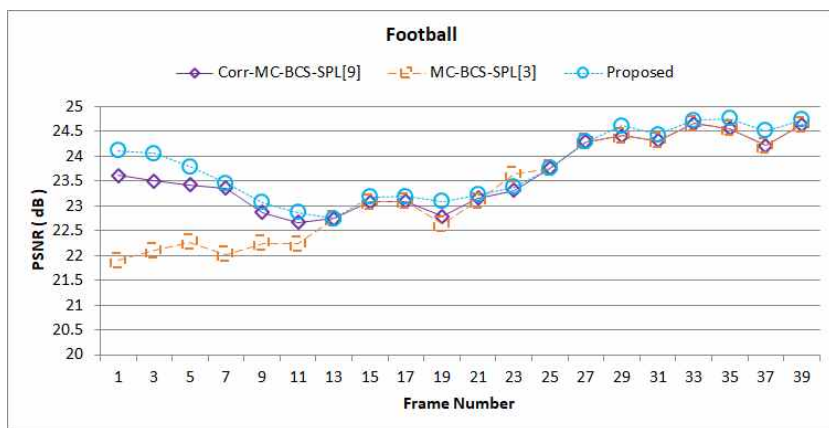
(Gaussian Random Matrix)를 사용하였다. 또한 최소화 행렬은 DCT 변환을 사용하였고, 부호화를 위한 양자화 계단 크기는 16을 적용한 후에 허프만 부호화를 적용하였다. 허프만 부호화 테이블은 통계특성을 조사하여 압축센싱 샘플값에 대해 적용되었다. 제안된 방식과의 성능 비교를 위해 참고문헌 [3]과 [9]의 방식을 각각 사용하였다. 모의실험에 사용된 영상은 공간해상도 352 x 288의 8비트 그레이스케일 영상으로서 Foreman, Susie 그리고 Football 시퀀스를 사용하였다. 또한 분산 압축 비디오 센싱의 구조는 키프레임과 워너지브 (WZ : Wyner-Ziv)프레임의 반복된 구조로 사용하였는데, 키프레임은 짝수 번째 프레임이고 WZ프레임은 홀수 번째 프레임들을 갖는 형태로 부호화 및 복호화 구조를 사용하였다.



(a)

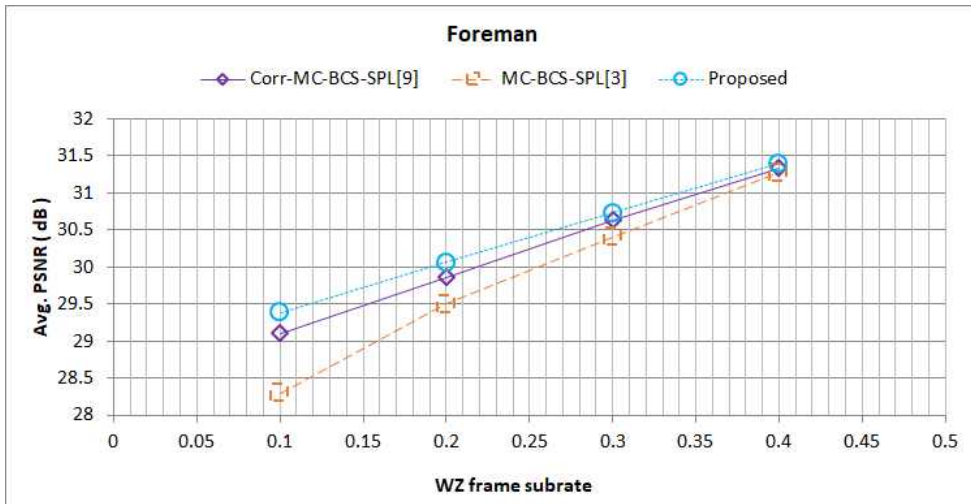


(b)

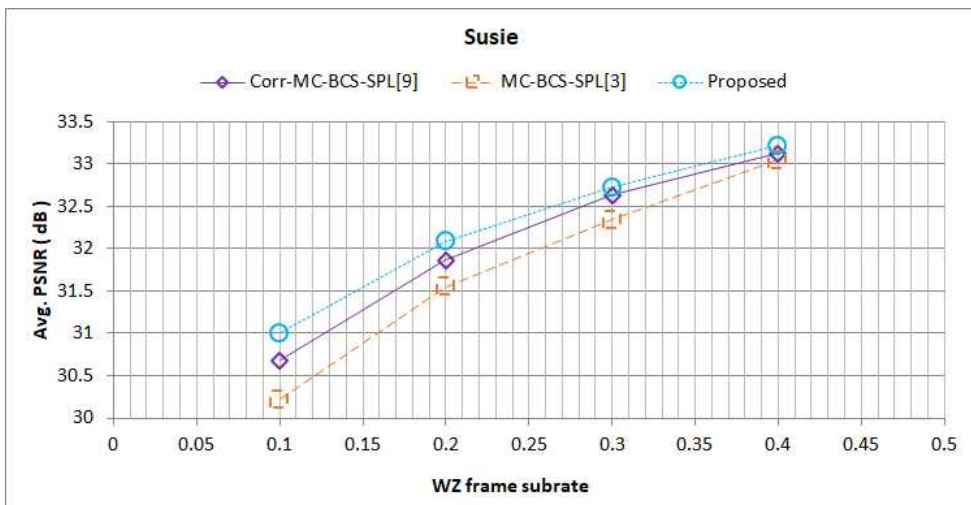


(c)

Fig. 7 PSNR Performance Comparison between the Proposed Algorithm and the Conventional Algorithms (a) Foreman (b) Susie (c) Football



(a)



(b)

Fig. 8 RD Performances Comparison (a) Foreman (b) Susie

Fig. 7은 WZ프레임의 측정률은 0.1에 대한 복원 화질을 각 영상 시퀀스의 프레임별로 나타내고 있다. Foreman시퀀스의 경우에는 움직임의 양이 크지 않은 초반부에서 기존의 상관관계에 기반한 방법에 비해 일정한 비율로 성능이 개선됨을 보인다. 즉, 상관관계에 기반한 방법[9]에 비해 평균적으로 0.25dB 정도의 성능개선이 관찰되고, 기존의 MC-BCS-SPL 알고리즘에 비해서는 약 1.0dB의 품질개선이 이루어진다. Susie시퀀스의 경우에는 움직임의 양이 매우 작으며, 프

레이미간의 변화가 매우 작은 경우이다. 이 경우에는 상관관계에 의한 방식에 비해 평균적으로 0.32dB의 성능 개선이 이루어진 반면에 기존의 MC-BCS-SPL 알고리즘과는 약 0.8dB 정도의 성능 개선이 관찰된다. 반면에 Football시퀀스의 경우에는 상관관계에 의한 방식에 비해 평균적으로 0.18dB의 성능 개선이 이루어지는데, 움직임이 매우 크고, 또한, 프레임간의 움직임이 균일하지 않게 발생하는 특성으로 인해 성능 개선 정도가 다소 작음을 관찰할 수 있다. 이상의 실험을

통하여 신뢰성 예측을 통하여 양방향 움직임 보상과 비용을 측정하는 방법이 효과적임을 보여준다.

Fig. 8은 WZ프레임에 대한 측정률을 0.1에서 0.4까지 증가시키기에 따른 Foreman시퀀스와 Susie시퀀스에 대한 평균 PSNR 성능을 보여주고 있다. 두 시퀀스 모두 측정률을 증가시키기에 따라 기존의 방식과의 성능 차이는 작아지지만, 여전히 제안된 방식이 우수한 성능을 보여준다. 측정률이 증가함에 따라 움직임 탐색과 보상에 의한 성능 개선이 크게 나타남에 따라 각 방식간의 차이는 작아지는 것으로 보여진다.

5. 결론

본 논문에서는 기존에 제안된 분산 압축 비디오 센싱 기법을 개선하기 위한 방법으로서 프레임 간의 신뢰성을 예측하는 방안을 사용하였다. 제안된 방법은 키프레임간의 움직임 추정과 보상을 추정하고 보상된 결과에 대한 비용을 예측하여 그 결과를 WZ프레임의 압축센싱 복원에 활용하는 방법을 사용하였다. 또한, 프레임간의 움직임 추정과 보상을 양방향 대칭적인 구조로 진행함으로써 안정적인 성능 결과를 도출하였다. 특히, 기존에 제안된 MC-BCS-SPL에서 갖는 잔차 신호를 처리함에 있어 단일 방향으로만 처리하여 화질 개선에 제한적인 성능이 나타나는 문제점을 극복하여, 양방향의 키프레임 정보를 동시에 이용함으로써 성능을 안정적으로 개선할 수 있었다. 움직임 다른 비디오 시퀀스에 대한 다양한 모의실험을 통하여 제안한 방법은 기존의 방식에 비해 복호화 화질을 개선할 수 있었고, 또한, 측정률이 증가함에 따라 성능개선이 안정적으로 이루어짐을 관찰할 수 있었다.

앞으로 신뢰성 예측을 통한 MC-BCS-SPL 알고리즘의 개선 기법에 대한 연산량을 줄이는 방안에 대해 추가적인 연구가 수행될 필요가 있다. 특히, 신뢰성 예측을 위한 움직임 탐색, 양방향 움직임 보상 방법에 있어 블록간 측정률 할당과 같은 방안에 대해 깊이 있는 분석이 수행될 계획이다.

References

- [1] Donoho, D. L., "Compressed Sensing," *IEEE Transactions on Information Theory*, Vol. 52, No. 4, pp. 1289-1306, Apr. 2006.
- [2] Mun, S. and Fowler, J. E., "Block Compressed Sensing of Images Using Directional Transforms," in *Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing*, USA, pp. 3021-3024, 2009.
- [3] Mun, S. and Flower, J. E., "Residual Reconstruction for Block-based Compressed Sensing of Video," in *Proceedings of Data Compression Conference*, pp. 183-192, 2011.
- [4] Gan, L., "Block Compressed Sensing of Natural Images," *Proceedings of the International Conference on Digital Signal Processing*, Cardiff, UK, pp. 403-406, 2007.
- [5] Ryu, J., and Kim, "An Effective MC-BCS-SPL Algorithm and Its Performance Comparison with Respect to Prediction Structuring Method," *Journal of the Korea Institute of Information and Communication Engineering (JKIICE)*, Vol. 21, No. 7, pp. 1355-1363, 2017.
- [6] Nguyen, Q. H., Dinh, K. Q., Nguyen, V. A., Trinh, C. V., Park, Y., and Jeon, B., "A Skip-mode Coding for Distributed Compressive Video Sensing," *Journal of Broadcast Engineering*, Vol. 19, No. 2. pp 257-267, March. 2014.
- [7] Fowler, J. E., Mun, S., and Tramel, E. W., "Multiscale Block Compressed Sensing with Smoothed Projected Landweber Reconstruction," in *Proceedings of 19th European Signal Processing Conference*, Aug 2011, pp. 564 - 568.

- [8] Ryu, J., and Kim, J., "Performance Comparison of BCS-SPL Techniques Against a Variety of Restoring Block Sizes," *Journal of the Korea Industrial Information System Society*, Vol. 21, No. 1, pp. 21-28, 2016.
- [9] Ryu, J., and Kim, J., "A Stabilization of MC-BCS-SPL Scheme for Distributed Compressed Video Sensing," *Journal of Korea Multimedia Society*, Vol. 20, No. 5, pp. 731-739, 2017.
- [10] Che, W., Gao, X., Fan, X., Jinang, F., and Zhao, D., "Spatial-temporal Recovery for Hierarchical Frame Based Video Compressed Sensing," *2015 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, 2015.
- [11] Sukumaran, A. N., Sankararajan, R., and Rajendiran, K., "Video Compressed Sensing Framework for Wireless Multimedia Sensor Networks using a Combination of Multiple Matrices," *Computers & Electrical Engineering*, Vol. 44, pp. 51-66, 2015.
- [12] Rehman, A., Shah, G., and Tahir, M., "Compressed Sensing based Adaptive Video Coding for Resource Constrained Devices," *2016 International Wireless Communications and Mobile Computing Conference (IWCMC)*, 2016.
- [13] Ebrahim, M., and Chia, W., "Block Compressive Sensing Based Multi-phase Reconstruction (MPR) Framework for Video," *Advances in Machine Learning and Signal Processing*, pp. 105-115, 2016.
- [14] Unde, A. S., and Deepthi, P., "Block Compressive Sensing: Individual and Joint Reconstruction of Correlated Images," *Journal of Visual Communication and Image Representation*, Vol. 44, pp. 187-197, 2017.
- [15] Park, S., Choi, J., Kim, C., Lee, S., and Kang, J., "Efficient Distributed Video Coding Using Symmetric Motion Estimation and Channel Division," *PACRIM09*, 2009.
- [16] Kim, J., and Lee, B., "Wave Information Retrieval Algorithm Based on Iterative Refinement," *Journal of the Korea Industrial Information System Society*, Vol. 21, No. 1, pp. 7-15, 2016.
- [17] Ryu, J., and Kim, J., "Reconstructed ImageQuality Improvement of Distributed Compressive Video Sensing Using Temporal Correlation," *Journal of the Korea Industrial Information System Society*, Vol. 22, No. 2, pp. 27-34, 2017.



김진수 (Jin-soo Kim)

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