

시공간 적응적인 예측에 기초한 다시점 위너-지브 비디오 부호화 기법

Multi-View Wyner-Ziv Video Coding Based on Spatio-temporal Adaptive Estimation

이범용, 김진수

한밭대학교 정보통신전문대학원

Beom-yong Lee(calmdays@naver.com), Jin-soo Kim(jskim67@hanbat.ac.kr)

요약

본 논문에서는 시공간 적응적인 예측에 기초한 다시점 위너-지브 비디오 부호화 기법을 제안한다. 제안하는 알고리즘은 기존 움직임 추정 방법을 보완하여 가중치를 부여한 결합 양방향 움직임 추정을 수행하고, 각 시점 영상의 에지 검출 및 합성을 통해 관심영역을 효과적으로 분류하여 움직임 벡터 분석을 통해 최종 참조 프레임을 선택하여 보간 한다. 제안하는 알고리즘은 단일 시점 내의 움직임 정보와 인접 카메라 프레임의 정보를 적응적으로 이용함으로써 영상 내 다양한 폐색, 반사 영역에 대해 효율적으로 처리하고 더 나은 성능을 갖는다. 다양한 다시점 영상 시퀀스에 대한 실험을 통하여, 제안하는 알고리즘은 보조정보 생성하는 기존 알고리즘에 비해 평균 비트율 감소와 더불어 우수한 객관적 화질 향상을 얻었다.

■ 중심어 : | 다시점 위너-지브 부호화 | 결합 양방향 움직임 추정 | 관심 영역 |

Abstract

This paper proposes a multi-view Wyner-Ziv Video coding scheme based on spatio-temporal adaptive estimation. The proposed algorithm is designed to search for a better estimated block with joint bi-directional motion estimation by introducing weights between temporal and spatial directions, and by classifying effectively the region of interest blocks, which is based on the edge detection and the synthesis, and by selecting the reference estimation block from the effective motion vector analysis. The proposed algorithm exploits the information of a single frame viewpoint and adjacent frame viewpoints, simultaneously and then generates adaptively side information in a variety of closure, and reflection regions to have a better performance. Through several simulations with multi-view video sequences, it is shown that the proposed algorithm performs visual quality improvement as well as bit-rate reduction, compared to the conventional methods.

■ keyword : | Multi-View Wyner-Ziv Video Coding | Joint Bi-directional Motion Estimation | ROI |

I. 서론

최근 다양한 영상 기술의 급속한 발전, 초고화질 영

상과 파노라마 영상, 다시점 영상, 3D영상, 입체영상 등 매우 다양한 영상 서비스의 수요가 증가하고 있다. 시청자에게 다양한 시점 및 고화질 영상을 제공하기 위해

접수일자 : 2016년 01월 12일

수정일자 : 2016년 02월 15일

심사완료일 : 2016년 02월 18일

교신저자 : 김진수, e-mail : jskim67@hanbat.ac.kr

서는 필요한 대역폭이 한정되어 있기 때문에 일부 영상만을 압축하여 전송 후 수신된 정보를 기반으로 다른 시점의 영상을 복원하는 기술을 필요로 한다. 이러한 기술적인 수요에 따라 저비용, 저 전력 등의 다양한 환경에서 응용할 수 있는 낮은 복잡도의 분산 비디오 압축 기법(DVC, distributed video coding.)이 크게 주목받고 있다[1][2]. 부호화기의 복잡도를 부호화기로 옮긴 DVC의 고속화를 위한 연구로는 보조정보의 열화 정도를 이용해 예측하여 관심블록에 대해서만 패리티 비트를 전송하는 방법과 보조 정보의 성능 개선을 통해 요구 패리티 비트량을 최소화하는 방법 등 다양한 연구가 시도되었다[3][4].

이러한 기존의 DVC 연구는 다시점 비디오 부호화(MVC, multi-view video coding)에 확장 적용되어 연구되고 있는데, 기존의 다시점 분산 비디오 부호화에서는 움직임 보상 프레임 보간 기법(MCTI, Motion Compensated Temporal Interpolation)와 시차 보상 프레임 보간(DCVP, Disparity Compensated View Prediction)에 기초하여 영상 내의 물체 움직임에 따라 적합한 기법을 선택하는 방법을 통하여 보조 정보(SI, Side Information)를 생성하는 방법을 개발하였다[6-10]. 하지만 영상의 특성에 따라 MCTI와 DCVP 기법은 성능이 다르게 나타나기 때문에 한 가지 기법만을 사용하거나 또는 융통성이 없는 선택 기법은 부호화 효율 개선에 다소 제한적인 성능을 보인다. Artigas[5] 등은 MCTI와 DCVP를 이용하는 다양한 방법을 제시하고, 그것을 조합하여 사용하는 방법을 채택하여 사용하였으나 움직임이 많은 영상에서는 성능이 매우 제한적임을 보였다. Kodavalia[6] 등은 다시점 분산 비디오 부호화에 대한 구현 가능한 방안을 제시하였고, Ouaret[7] 등은 시점 간 정보를 전부 활용해 보조정보를 생성하고 이를 적응적으로 융합 하는 융합 보조정보(Fusion Side Information)생성 방법을 제안하였다. 이 방법들은 각 보조정보를 선택하는 기준이 되는 마스크 생성 시 큰 객체의 움직임에 집중되어 영상 특성에 따른 다양한 국부적인 폐색, 반사 영역에 대해 효율적이지 못하다. Elailah[9]등은 전역 움직임과 국부 움직임 예측을 통하여 이를 융합함으로써 움직이는 물체에 의해 발생하는

폐색 구간과 반사영역에 대처하기 위한 방법을 제시하였다. Dias[10]등은 SIFT(Scale Invariant Feature Transform)기법을 다시점 분산 비디오 부호화에 적용하는 시도를 하였다. 하지만 이러한 시도등은 여전히 성능이 제한적이다. 본 논문에서는 기존의 연구에서 해결하지 못한 빠른 움직임 및 다양한 폐색, 반사 영역에 대한 문제를 해결하기 위해 기존의 추정과정을 보완하여 에지 맵을 기반으로 하는 적응적인 프레임 참조 방법을 적용한 새로운 알고리즘을 제안한다.

II. 다시점 분산 비디오 부호화의 기본 원리와 기존 연구

1. 분산 비디오 부호화 기본 구조

[그림 1]은 DVC 구조[1]의 가장 기본적인 구조도를 나타내고 있다. 먼저 부호화기에서 키프레임은 H.264 등의 화면 내 모드로 부호화 하여 채널을 통해 전송하고 WZ(Wyner-Ziv) 프레임은 채널 부호화 후 패리티비트만을 전송한다. 복호화기에서는 전송받은 키프레임을 이용하여 SI를 생성한다. 이때 생성된 SI는 부호화기에서 채널을 통해 전송된 패리티 비트를 이용하여 정정하는 방식으로 구성된다.

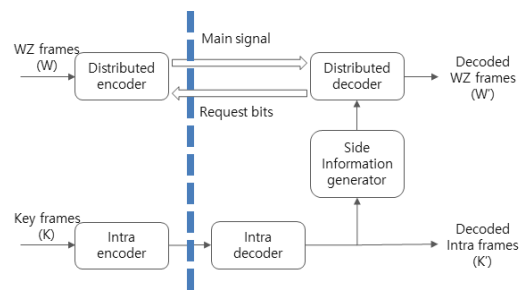


그림 1. 기본적인 DVC 시스템

2. 보조정보의 생성

다시점 분산 비디오 부호화에서는 동일한 시점에서 시간을 달리하는 프레임과 다른 시점에서 동일한 시간의 프레임 정보를 활용하는 기법으로서, [그림 2]와 같

은 구조의 예측 구조 형성이 가능하다[5][7][8]. 즉, 워너-지브 프레임은 시간적으로 이전과 이후의 키프레임 $\tilde{K}_{n,t-1}$, $\tilde{K}_{n,t+1}$ 과 공간적으로 동일 시간의 키프레임 $\tilde{K}_{n-1,t}$, $\tilde{K}_{n+1,t}$ 에 대한 정보를 이용할 수 있다. 먼저, [그림 2(a)]의 시점 내 보간 P_τ 는 픽셀 위치 p 에서 복원된 키프레임 $\tilde{K}_{n,t-1}(p)$ 과 $\tilde{K}_{n,t+1}(p)$ 에서 찾은 움직임 벡터의 평균에 의해 보간 된다.

$$P_\tau(p) = \frac{1}{2}(\tilde{K}_{n,t-1}(p) + \tilde{K}_{n,t+1}(p)) \quad (1)$$

마찬가지로, [그림 2(b)]의 시점 간 보간 P_κ 는 인접 카메라 프레임의 복원된 키프레임 $\tilde{K}_{n-1,t}(p)$ 와 $\tilde{K}_{n+1,t}(p)$ 에서 찾은 변이 벡터의 평균에 의해 보간 된다.

$$P_\kappa(p) = \frac{1}{2}(\tilde{K}_{n-1,t}(p) + \tilde{K}_{n+1,t}(p)) \quad (2)$$

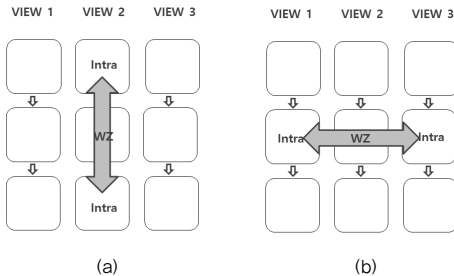


그림 2. 다시점 분산 비디오 부호화의 기본 예측 방법 (a) MCTI, (b) DCVP

3. 보조정보 생성방식의 융합

[그림 2]에서 제시된 MCTI와 DCVP에 기초하여 다양한 보조정보를 생성하는 방식이 제안되고 비교되었다[5]. 특히 MCTI와 DCVP에 의한 다양한 방법이 결합되고 융합되어 다양한 평가가 이루어졌다[7][8]. 이러한 보조정보 생성 방식의 융합에서는 확실적인 방법을 취함으로써 움직임이 적은 영역에서는 시점 간 카메라의 참조로 생성된 보조정보가 시간적인 시점 내 프레임 참조로 생성된 것 보다 카메라 프레임들 간의 간격차이로

인해 열악한 품질을 갖는다는 사실 등을 고려하지 않고 있다[9]. 따라서 각 시점 카메라가 갖는 움직임에 따라 그리고 물체의 국부적인 특성에 따라 시공간적인 특성을 적응적으로 결정하여 사용하는 방법이 개발될 필요가 있다[10][11].

III. 제안한 적응적인 프레임 참조 알고리즘

제안한 알고리즘의 전체적인 제어과정은 [그림 3]과 같이 요약된다. 본 논문의 제안방식은 기존의 방식 [6][8]의 방법을 보완한 방법으로서 [그림 3]과 같은 제어 흐름도로 요약된다. 먼저 시점 카메라 별로 각 보간 영상을 생성하고, 시점 내 차이 신호에 기반한 에지(DE), 시점 간 영상 보간에 기반 한 에지(SE), 시점 내 영상 보간에 기반한 에지(TE)를 각각 구한다. 그런 후에 시점 내 차이 신호에 기반한 에지와 시점 간 영상 보간에 기반한 에지를 합성하여 M1 맵 영상을 획득하고, 또한, 시점 간 영상 보간에 기반한 에지와 시점 내 영상 보간에 기반한 에지의 중복에 의해 M2 맵 영상을 획득한다. 이렇게 정의한 분류 맵 M1, M2를 바탕으로 적응적으로 예측 방식을 결정하고, 또한 관심영역을 분류하여 해당영역에 대해 움직임 벡터를 분석하여 최종적으로 선택된 프레임의 참조 방식에 따라 보조정보를 생성한다.

1. 제안하는 움직임 추정

다시점 비디오에 대한 기존의 연구 결과에서 움직임 추정 시 하나의 정보만 활용하는 것 보다 가변적인 주변의 추가 정보를 활용 하는 것이 움직임 추정의 성능이 더 높게 나타난다는 것은 널리 알려진 사실이다 [5][7]. 본 논문에서는 단일 시점 내에서 또는 시점 간에 존재하는 비대칭적인 움직임을 효과적으로 추정하기 위하여 각 프레임의 동일 위치에서 각각 추정을 하여 두 개의 서로 다른 참조 영역을 갖는 SBAD(Sum of Bi-directional Absolute Difference)를 최소화하도록 하는 움직임 벡터를 구한다.

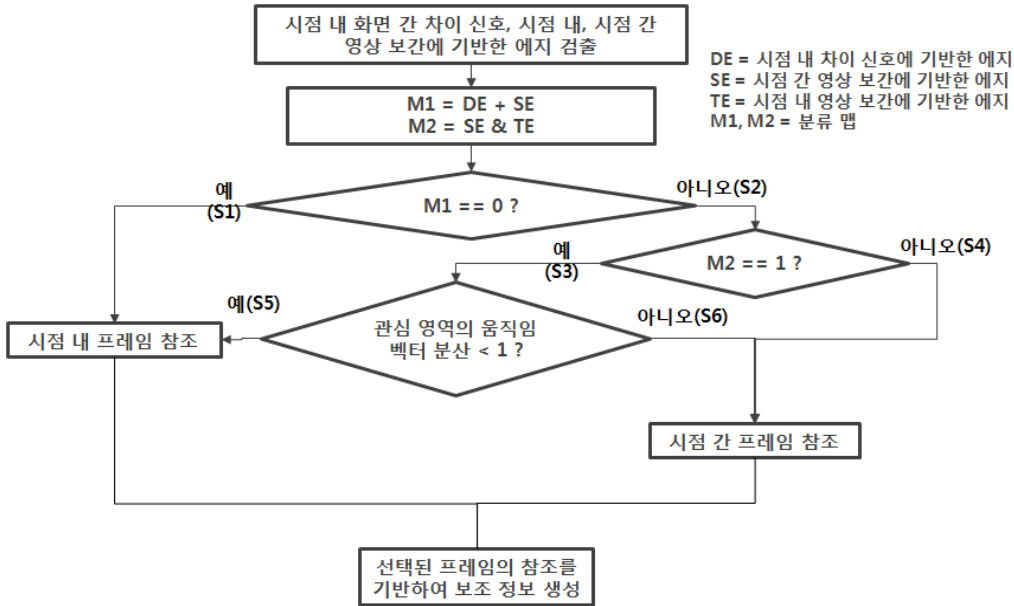


그림 3. 제안된 알고리즘의 제어 흐름도

$$SBAD(d_x, d_y) =$$

$$\sum_{x \in S_x} \sum_{y \in S_y} (|f_{n-1}(x, y) - f_{n+1}(x + d_x, y + d_y)| + |f_{n+1}(x, y) - f_{n-1}(x + d_x, y + d_y)|) \quad (3)$$

여기서 x, y 는 현재 탐색영역 S 에 속하는 화소의 좌표를 나타낸다. 구한 $SBAD$ 의 비대칭 정도에 따라 움직임 벡터가 왜곡될 수 있으므로 추가적으로 정확도를 높이기 위해 사용되는 모션벡터 크기 m 을 가중치로 곱하여[9] 다음 식과 같이 정의된 비용함수(Cost)를 구한다.

$$Cost(d_x, d_y) = SBAD(d_x, d_y) * (1 + 0.05 * m) \quad (4)$$

$$m = \text{sqr}t(d_x^2, d_y^2) \quad (5)$$

비용함수가 가장 작은 값을 갖는 d_x, d_y 을 최종 움직임 벡터 v 로 결정한다.

$$v = \arg \min_{(d_x, d_y) \in S_{x,y}} \{Cost(d_x, d_y)\} \quad (6)$$

2. 관심영역 분리 및 처리

[그림 4]에 나타난 것과 같이 목도와 같은 객체가 빠

르게 움직이는 물체는 MCTI의 탐색범위에 따라 잘못된 추정이 일어날 수 있다. 이러한 잘못된 추정은 [그림 4(d)]와 같이 잔상이 남게 되거나 보간 방법에 따라 객체가 없어질 수 있다. 이 같은 영역에 대해서 [그림 4(e)]와 같이 동시간대 인접 프레임에서는 객체를 비교적 제대로 추적한 것을 확인할 수 있다. 하지만 카메라 간 조명 불일치 등의 이유로 전반적으로 열화가 발생되어 있기 때문에 무조건적으로 인접 프레임의 결과를 그대로 사용해서는 좋은 예측 결과를 얻을 수 없다. 따라서 시점 내 연관성이 높은 영역은 MCTI로 처리를 하고, 시점 내 탐색범위를 벗어나 추정 오차를 발생시키는 큰 움직임 및 국부 폐색, 반사 영역에 대해서 DCVP로 처리할 필요가 있다. 이 같은 처리를 위해 본 논문은 빠른 움직임으로 인해 MCTI로 잘 못 추정된 영역과 시점 내 참조에서 찾을 수 없는 실제 WZ프레임에서 존재하는 영역을 DCVP에서 처리하도록 한다. 폐색, 반사나 객체의 움직임 등은 에지 영역에서 찾을 수 있기 때문에 시점 내 영상에서 나타나는 객체와 시점 간 영상에서 나타나는 객체를 표시하고 객체의 에지를 따라 DCVP로 보간 하도록 관심영역(ROI, Region of Interest)으로 지정한다.

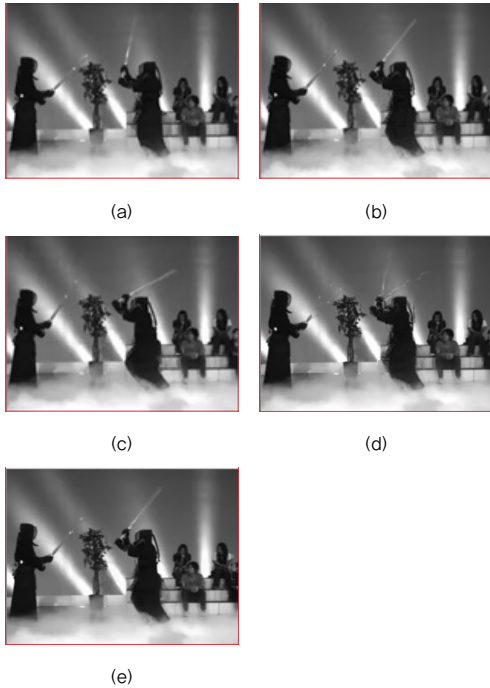


그림 4. 원본 키프레임과 시점에 따른 보간 결과
(a) f_{n-1} , (b) f_n , (c) f_{n+1} , (d) MCTI, (e) DCVP

시점 내 객체와 시점 간 객체를 모두 표시하기 위해서 [그림 5]와 같이 시점 내 차이 영상을 기반으로 하여 에지를 검출한 에지 영상(DE), 시점 간 보간 영상을 기반으로 하여 에지를 검출한 영상(SE)를 OR연산하여 분류 맵 M1 영상으로 정의한다. 이후 M1에 대해서 블록 단위로 에지 성분이 있으면 관심영역으로 지정한다. 이때, DE영상에도 포함되지 않고, SE에도 포함되지 않는 영역은 분산이 낮은 배경영역으로 볼 수 있다. 이 영역에 대해서는 시점 내 상관성이 더 높으므로 MCTI로 보간을 한다. 관심영역 안에서 추가적으로 시점 내 영상과 시점 간 영상이 중첩되는 영역에 대해서 MCTI로 잘 추정된 영역에는 MCTI로 보간 하기 위해 [그림 6]과 같이 시점 내 보간 영상을 기반으로 에지 검출한 영상(TE), 시점 간 보간 영상을 기반으로 에지 검출한 영상(SE)를 AND 연산하여 분류 맵 M2 영상을 정의한다. AND 연산 전에 에지 검출에 의한 시점 간의 오차를 보정하기 위해 TE에는 팽창(dilate)연산을 적용한다.

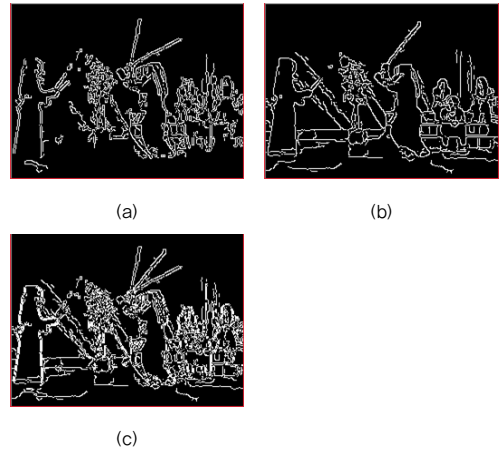


그림 5. 폐색, 반사에 대한 관심 영역 표시
(a) DE, (b) SE, (c) M1 = DE + SE

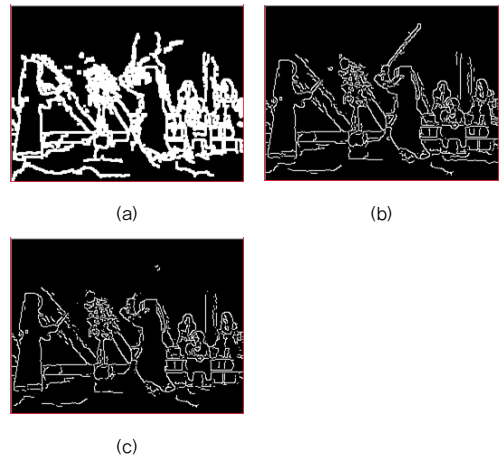


그림 6. 변화가 적거나 분산이 높은 배경 영역 표시
(a) TE, (b) SE, (c) M2 = TE & SE

M2는 [그림 6(c)]와 같이 중첩된 영역만 표시할 수 있는데, 이는 시점 간 영상에서 검출된 의심 영역이 시점 내 영상에서도 관측이 가능한 영역으로 볼 수 있다. 따라서 M2에 대해 움직임 벡터 분석을 수행하여 움직임이 적거나 주변과 같은 형태라면 상관성이 더 높은 시점 내 처리를 위해 MCTI로 보간을 하고, 관심영역이 아닌 경우는 DCVP로 보간한다.

3. 움직임 벡터 분석

일반적으로 분산이 높은 배경영역과 작은 움직임이

있는 영역은 시간적 상관성이 더 높기 때문에 MCTI로 보간을 한 것이 더 성능이 높으므로 MCTI로 보간할 필요가 있다. 본 논문에서는 MCTI에서 제대로 추정된 영역을 움직임 벡터의 분석을 통해서 구분하기 위해 기존 방법[5][9]에서 수행되었던 움직임 벡터 평활화 과정을 생략하고 추정된 결과를 그대로 이용하여 관심영역의 움직임 벡터를 분석한다. 전반적으로 기존 방법에서는 잘못된 추정이 일어나는 경우 관심영역을 제대로 구분하지 못한다[5][9]. 반면에 제안하는 방법은 현재 블록을 포함하여 주변 8개 블록의 분산을 구해 1보다 큰 경우 관심영역으로 분류하는 방법으로 정확도를 높였다. 즉, 다음 식에 의해 현재 블록(x, y)의 관심 영역(ROI)를 결정한다.

$$\mu = \sum_{i=1}^N v_i$$

$$\sigma^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (v_i - \mu)^2 \quad (8)$$

$$ROI(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{if } \sigma^2 > 1 \\ 0, & O.W. \end{cases} \quad (9)$$

분류된 관심영역은 DCVP로, 아닌 경우 제대로 추정된 영역이므로 MCTI로 보간 한다.

제안한 방법에 의해 분류를 하면 최종적으로 [그림 7]과 같이 밝기 변화가 크거나 움직임이 빠른 영역에서 DCVP(검은 블록)로 보간하고 움직임이 적거나 비슷한 경우, 또는 배경영역에 대해서는 MCTI(빈 영역)으로 보간을 하게 제어된다.

[그림 3]에서 제안된 알고리즘에 의해 선택비율(S1, S2, S3, S4, S5)을 [그림 8]에서 확인할 수 있다. 큰 움직임이 있는 KENDO 영상은 분산이 낮은 배경영역이 많아 51.25% 영역이 관심영역 S2가 되었고, 그 중에 중첩된 S3 43.21% 영역에서 분산이 높은 배경영역과 작은 움직임 영역 30.24%가 S5로 되어 최종 MCTI 78.99%, DCVP 21.01%로 선택되었다. 전반적으로 작은 움직임이 있는 BALLOONS 영상의 경우 70.95% 영역이 초기 관심영역 S2가 되었고, 그 중에 중첩된 S3 63.78% 영역에서 분산이 높은 배경영역과 작은 움직임 영역 56.01%가 S5가 되어 최종 MCTI 85.07%, DCVP

14.93%로 선택되었다. 선택 비율 결과를 통해 화면 내 변화가 크면 클수록 DCVP가 적응적으로 선택되는 것을 확인할 수 있었다.

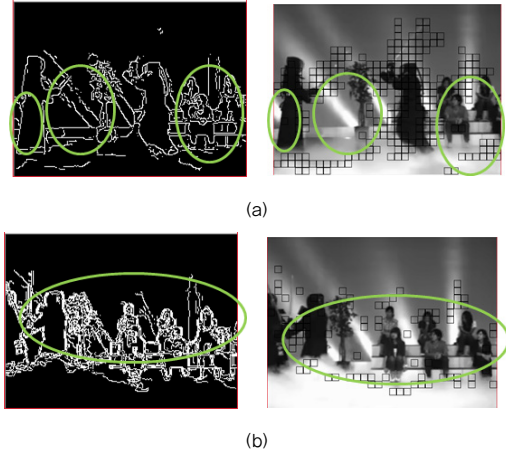


그림 7. 변화가 적거나 분산이 높은 배경 영역 표시
(a) KENDO 22번 프레임, (b) KENDO 74번 프레임

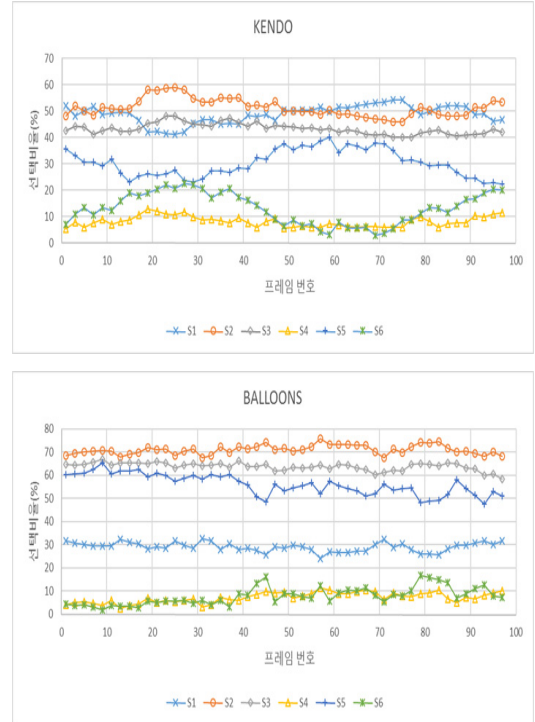


그림 8. 모의실험에 따른 [그림 3]에 나타난 흐름도의 선택 비율

IV. 모의실험 및 결과

모의실험 환경은 KENDO, BALLOONS QCIF영상 100Frame영상을 사용하였다. 키프레임은 표준안 H.264(JM)의 QP=30의 화면 내(Intra)로 부호화 하였고 WZ Frame은 픽셀 도메인에서의 다시점 분산 비디오 부호화를 사용하였다. 추가로 깊이지도 기반 시점 이동 기법 DIBR[11]이 구현된 VSRS[12]를 Default 옵션을 적용하여 보조정보를 생성하여 성능 비교를 하였다.

[그림 9]에서 나타낸 바와 같이, KENDO 영상에 대한 보조 정보 생성에 따라 제안방식은 MCTI기법 대비 4.02dB, DCVP대비 3.46, MDCCD-Bin대비 0.89dB, DIBR대비 1.12dB의 PSNR 향상을 확인하였고, BALLOONS 영상은 MCTI기법 대비 0.79dB, DCVP대비 2.98, MDCCD-Bin대비 0.42dB, DIBR대비 2.98dB의 PSNR 향상을 확인하였다.

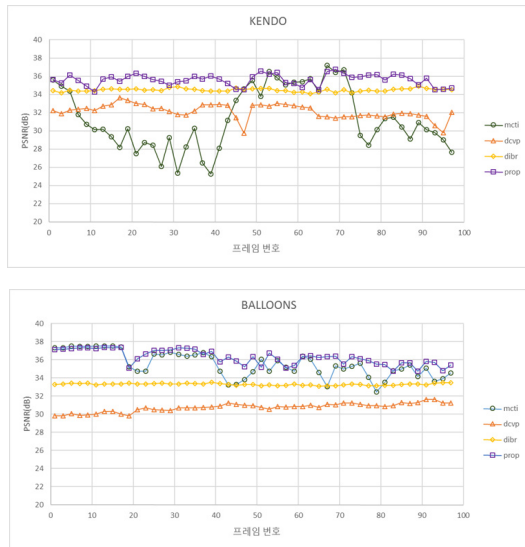


그림 9. 보조 정보 생성 결과 PSNR 비교

움직임이 빠르고 크게 발생하는 KENDO 영상은 시점 간 프레임 참조를 한 DCVP가 MCTI보다 성능이 높았고, 수많은 객체에 대해 작은 움직임이 있는 BALLOONS 영상은 시점 내 프레임 참조를 한 MCTI가 더 성능이 좋게 나왔다. MCTI의 경우 프레임에 따라 탐색범위를 벗어나는 큰 움직임이 있는 부분에서 화

질의 열화가 많이 발생하여 편차가 심하게 나타났으며, 움직임이 거의 없는 영역에서는 MCTI가 시간적인 상관성에 의해 DCVP보다 성능이 더 좋게 나타났다. DIBR의 경우 깊이 지도의 정확도에 따라 성능이 크게 좌우되는데, 3D 생성 이미지가 아님에도 전반적으로 우수한 PSNR을 나타낸다. MDCCD-Bin과 제안하는 방법은 MCTI에서 나타나는 열화 영역에 대해 시점 간 참조를 적응적 구함으로써 움직임에 상관없이 MCTI와 DCVP 보다 PSNR이 높게 나타난다. 하지만 MDCCD-Bin 같은 경우 Bin값에 의존하여 종종 잘못된 선택으로 인해 [그림 10]에서와 같이 목도 객체의 부분이 없어지는 경우가 발생하였다. 반면에 제안하는 방법은 에지맵 및 움직임 벡터 분석을 통해 DCVP를 더 효과적으로 선택하여 원본과 거의 유사한 주관적 화질과 함께 PSNR개선을 확인하였다.

또한, 각 SI 생성방법을 MDVC에 적용하여 키프레임과 복호화 된 WZ프레임의 BPS와 PSNR 결과를 [그림 11]에 표시하였다. SI의 성능에 따라 MDVC의 성능이 비례하는 결과를 확인할 수 있었다. 제안한 방법에서 효율적으로 참조 프레임을 선택 보간 하여 단일 시점에서 처리가 어려웠던 빠른 움직임 및 국부 예측, 반사 영역에 대해 효과적으로 처리함으로써 다른 알고리즘 대비 비트 감소와 더불어 객관적인 화질이 향상되었고, 제안하는 SI 생성 방법이 MDVC 시스템에서 다른 SI 생성 방법 대비 적은 비트로 빠르게 복호화 하는 것을 확인할 수 있었다.

V. 결론

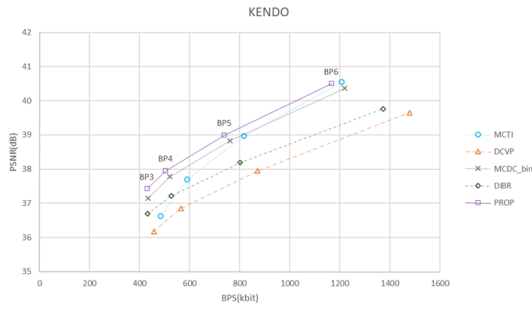
본 논문은 다시점 분산 비디오에 효과적인 시공간 적응적인 예측에 기초한 방법에 기초한 보조정보 생성 방법을 제안하였다. 제안한 방법은 결합 양방향 추정 방법 및 가중치를 부여하여 움직임을 효과적으로 추정하였고, 기존 단일 시점 프레임 참조로 추정할 수 없는 영역에 대해 시점 간 보간 하여 SI를 생성한 결과는 DIBR 기법의 주관적 성능을 만족하면서도 동시에 다른 알고리즘보다 우수한 객관적 화질을 얻을 수 있었다.



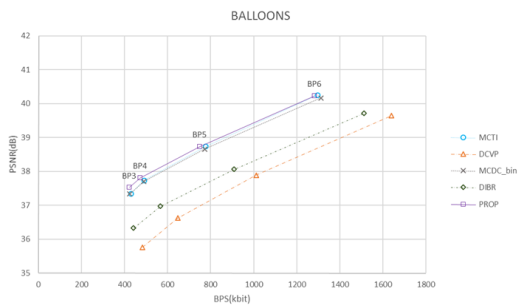
그림 10. KENDO 영상 보조 정보 생성 결과

또한, 제안한 방법을 다시점 분산 비디오 코덱에 적용한 결과 다른 알고리즘 대비 비트율 감소와 객관적인 화질을 개선함으로써, 제안한 방식은 보조정보 성능 개선을 통한 저비용 고속 MDVC 시스템을 구현할 수 있음을 확인하였다. 앞으로 본 논문에서 제안한 방식을

깊이 맵 영상이 있는 저비용 환경에 효과적으로 적용하기 위한 방안에 대해 추가적인 연구를 수행할 필요가 있다.



(a) KENDO 시퀀스



(b) BALLOONS 시퀀스

그림 11. MDVC 결과 PSNR & BPS 비교

Classification for Distributed Video Coding,” SoC Design conference(ISOCC), 2014 International, pp.160-162, 2014(11).

[5] X. Artigas, F. Tarres, and L. Torres, “A Comparison of Different Side Information Generation Methods for Multiview Distributed Video Coding,” International Conference on Signal Processing and Multimedia Applications SIGMAP, 2007.

[6] V. K. Kodavalla and P. G. K. Mohan, “Multi-view Distributed Video Coding,” 2012 International Conference on Devices, Circuits and Systems (ICDCS), Vol.2, No.1, pp.614-618, 2012(3).

[7] M. Ouaret, F. Dufaux, and T. Ebrahimi, “Multiview Distributed Video Coding with Encoder Driven Fusion,” in Proc. European Conference on Signal Processing (EUSIPCO '07), Poznan, Poland, 2007(9).

[8] T. Maugey, W. Miled, M. Cagnazzo, and B. Pesquet-Popescu, “Fusion Schemes for Multiview Distributed Video Coding,” in Proc. EUSIPCO, Glasgow, Scotland, 2009(8).

[9] A. Elailah, F. Dufaux, J. Farah, M. Cagnazzo, A. Srivastava, and B. Pesquet-Popescu, “Fusion of Global and Local Motion Estimation Using Foreground Objects for Distributed Video Coding,” IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol., pp.973-987, 2015(6).

[10] A. Dias, C. Brites, J. Ascenso, and F. Perelra, “SIFT-Based Homographies for Efficient Multiview Distributed Visual Sensing,” IEEE Sensors Journal, Vol.15, pp.2643-2656, 2015(5).

[11] C. Fehn, “Depth-Image-Based Rendering (DIBR), Compression and Transmission for a New Approach on 3D-TV,” Proceeding of the SPIE Stereoscopic Displays and Virtual Reality Systems XI, San Jose, CA, USA, pp.93-104, 2004(1).

[12] “View Synthesis Reference Software (VRSR) 3.5,” wg11.sc29.org, 2010(3).

참고 문헌

[1] B. Girod, A. M. Aaron, S. Rane, and D. Rebello-Monedero, “Distributed Video Coding,” Proc. IEEE, Vol.93, No.1, pp.71-83, 2005(1).

[2] R. Puri and K. Ramchandran, *PRISM: A Video Coding Architecture Based on Distributed Compression Principles*, Dept. EECS, Univ. California, Berkeley, CA, USA, Tech. Rep. UCB/ERL M03/6, 2003.

[3] B. Manel, “Block-Based Distributed Video Coding Without Channel Codes,” Control, Engineering & information Technology(CEIT), 2015 3rd International Conference on, pp.1-5, 2015(5).

[4] Q. Tong and K. Choi, “A High Speed Pipeline Structure of Hardware Implementation for Block

저 자 소 개

이 범 용(Beom-yong Lee)

준회원



- 2014년 2월 : 한밭대학교 멀티미디어공학과 공학사
- 2014년 3월 ~ 현재 : 한밭대학교 멀티미디어공학과 석사과정

<관심분야> : 영상부호화, 분산비디오부호화, 디지털 방송

김 진 수(Jin-soo Kim)

정회원



- 1998년 8월 : KAIST 전기 및 전자공학과 공학박사
- 1995년 6월 ~ 2000년 3월 : 삼성 전자 Network팀 선임연구원
- 2008년 7월 ~ 2009년 6월 : 텍사스 주립대학교 방문교수

• 2000년 4월 ~ 현재 : 한밭대학교 정보통신공학과 교수
<관심분야> : 영상부호화, 분산비디오부호화, 디지털 방송, 압축센싱 비디오