

# 움직임 보상 보간 프레임에 대한 프레임 적응적 왜곡 예측 기법

## Frame-Adaptive Distortion Estimation for Motion Compensated Interpolated Frame

김진수  
한밭대학교 정보통신공학과

Jin-soo Kim(jskim67@hanbat.ac.kr)

### 요약

비디오 프레임 율 증가 변환은 가전 분야에서 매우 다양한 응용으로 인해 매우 많은 관심을 받아 오고 있다. 대 부분의 진보된 FRUC 알고리즘은 보간된 프레임들의 움직임 벡터장을 결정하는 움직임 보간 기술을 사용하고 있다. 그러나 몇 개의 응용 분야에서는 움직임 보상 보간 프레임이 얼마나 잘 복원되었는지에 대한 정보를 필요로 한다. 이와 같은 목적을 위해 본 논문에서는 프레임 기반의 적응적 예측에 기초한 움직임 보상 보간 프레임의 왜곡 예측 기법을 제안한다. 제안된 기법은 대칭형 움직임 탐색 및 보상 보간 기법에 적용되며, 세 가지 다른 예측 기법 즉, 순방향, 역방향 그리고 적응적 양방향 예측 기법으로 분석된다. 모의 실험을 통하여 제안된 적응적 양방향 왜곡 예측 방식이 다른 두 방식에 비해 성능이 우수함을 보인다.

■ 중심어 : | 프레임 율 증가변환 | 움직임 보상 보간 | 왜곡예측 |

### Abstract

Video FRUC (Frame Rate Up Conversion) has been a technique of great interest due to its diversified applications in consumer electronics. Most advanced FRUC algorithms adopt a motion interpolation technique to determine the motion vector field of interpolated frames. But, in some applications, it is necessary to evaluate how well the MCI (Motion Compensated Interpolation) frame is reconstructed. For this aim, this paper proposes a distortion estimation for motion compensated interpolation frame using frame-adaptive distortion estimation. The proposed method is applied for the symmetric motion estimation and compensated scheme and then analyzed by three different approaches, that is, forward estimation, backward estimation and adaptive bi-directional estimation schemes. Through computer simulations, it is shown that the proposed bi-directional estimation method outperforms others and can be effectively applied for FRUC.

■ keyword : | FRUC | MCI | Distortion Estimation |

## 1. 서 론

현재까지 비디오 프레임 율 증가 변환은 HDTV, 멀티미디어 환경과 같은 다양한 가전 분야에 매우 많은

관심을 받고 있다[1][2]. 이러한 스캐닝을 필요로 하는 응용 분야 외에도 이 기법은 낮은 대역폭을 갖는 비디오 부호화 분야에도 많은 연구의 대상이 되고 있다. 낮은 대역폭이 제공되는 환경에서는 몇 개의 프레임들은

\* 본 논문은 2011년도 정부(교육과학기술부) 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임.(No.2011-0026730)

부호화 과정에 있어 생략되며, 이 생략된 프레임들은 복호화 과정에서 보간된다. 이러한 응용 중의 하나가 분산 비디오 부호화 (DVC: Distributed Video Coding) 에서는 보조정보를 복호화기에서 생성하는데 보조정보는 움직임 보상 보간 (MCI : Motion Compensated Interpolation) 기법에 의해 제공된다. 움직임 보상 보간 기법에 의해 생성된 프레임은 전체 시스템의 성능에 결정적인 영향을 미친다[3][4]. 즉, 움직임 보상 보간에 의해 생성되는 프레임의 영상 품질은 전체 시스템의 성능에 매우 중요한 역할을 담당하고, 이를 통해 수신측의 비트율-왜곡 특성의 성능을 결정하게 된다. 분산 비디오 부호화는 이론적으로 비트율-왜곡 성능이 정보이론의 이론적 한계에 근접하는 성능을 발휘하지만, 실제 H.264와 같은 기존의 화면간 부호화기에 비해 매우 열등한 성능을 보이고 있는데, 이러한 성능을 개선하기 위해 매우 많은 연구가 진행되고 있다. 특히, 움직임 보상 보간에 의해 생성되는 보조정보를 구성하는 블록의 품질을 평가하여 매우 큰 왜곡을 갖는 블록에 대해 추가적인 비트 정보를 요구하는 방식에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다[5][6].

기존에 연구되어 온 움직임 보상 보간 알고리즘은 크게 두 가지 방식으로 나눌 수 있다. 첫 번째는 참조 프레임들로부터 움직임 벡터를 유도하고 이 움직임 벡터를 이용하여 대칭적인 구조를 갖는 형태로 움직임 보상 보간 프레임을 구하는 구조가 제시되었다[5][6]. 이 방식은 프레임 내에 존재하는 물체의 움직임이 항상 선형적인 경우에 매우 효과적이다. 그래서 대칭적인 구조로 움직임 보상 보간을 하므로 간단할 뿐만 아니라 보간된 프레임에 폐색 영역이 발생하지 않는다. 그러나 실제의 영상은 폐색 영역을 포함할 뿐만 아니라 프레임과 프레임 사이에 움직임이 있는 물체는 선형적인 움직임을 갖지 않는 경우가 존재한다. 이와 같은 응용을 위해 [4]에서는 비 대칭적인 양 방향 탐색을 이용하여 프레임을 보간하는 기법을 사용한다. 먼저 순방향과 역방향으로 움직임 탐색을 수행하는데 각각 독립적으로 탐색을 수행하고, 얻어진 움직임 벡터의 반 값 위치에 보상하기 때문에 위치를 고정시키고 하는 방식에 비해 위치가 변화하므로 폐색 영역과 중복 영역, 선형 영역 등 세 가지

영역이 발생하게 된다. 이때, 중복영역은 평균값들로 보간을 수행하고, 폐색 영역은 그 주위의 정보를 이용하여 재 탐색을 수행한다. 이렇게 각각 순방향과 역방향으로 얻어진 프레임 정보들은 병합과 평균을 통해 프레임 보상 보간 프레임이 된다. 그러나 이 방법은 비선형적인 물체에 대해서도 보상 보간할 수 있는 장점이 있으나 복잡할 뿐만 아니라 비선형적인 물체의 불완전한 복원 시에는 화질열화가 매우 심하게 나타나는 경향이 있다.

움직임 보상 보간을 통한 프레임 율 증가 변환 기법은 다양한 환경에 사용되고 있지만 각각이 얼마나 우수한지 평가할 수 있는 수단이 제공되고 있지 않다. 즉, [5]와 [6] 등에서는 시간축으로 그리고 공간축으로 단순한 평가척도를 도입하여 물체 보간에 대한 성능을 평가하는 기준으로 사용하고 있으나 왜곡의 크기를 예측하는데 상대적인 기준만으로 사용될 수 있을 뿐 실제 발생하는 왜곡의 크기를 예측하는데 사용할 수 없는 한계가 있다. 본 논문에서는 움직임 보상 보간된 프레임이 얼마나 잘 복원되었는지에 대한 효과적인 평가 척도를 도입하고 이를 실제의 왜곡을 예측하는 방식을 제안한다. 이와 같은 목적을 위해 본 논문에서는 프레임 기반의 적응적 예측에 기초한 움직임 보상 보간 프레임의 왜곡 예측 기법을 제안한다. 제안된 기법은 대칭형 움직임 탐색 및 보상 보간 기법에 적용되며, 세 가지 다른 적응적 예측 기법으로 분석되고 모의실험을 통해 성능을 분석한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 먼저 II절에서는 기존의 FRUC 방식에 대한 기본적인 개념을 설명하고, 또한 대칭적인 움직임 탐색 기법을 논한다. III절에서는 프레임 기반의 왜곡을 예측하기 위한 방법을 제안하고, 제안된 방법은 세 가지 방식으로 나누어 제시된다. IV절에서는 모의실험을 수행하여 제안된 방식의 성능을 평가하고 검토하며, V절에서는 결론을 맺는다.

## II. 움직임 보상 보간 기법

[그림 1]은 두 개의 인접한 참조 프레임을 이용하여 움직임 보상 프레임 보간에 대한 개요를 나타내고 있

다. 기존의 움직임 보상 보간 방식들은 중첩된 화소와 폐색영역을 보간된 프레임에 포함할 수도 있다. 이것은 주로 두 가지 원인에 의해 야기된다. 첫 번째는 움직임 물체에 대한 실제의 이동 경로가 얻어지더라도 그 물체가 분명한 선형적인 움직임 벡터로 표현되지 않는다는 것이다. 즉, 화면 간 줌인 또는 줌아웃과 같은 카메라의 비선형적인 움직임에 의해 종종 발생된다. 두 번째는 잘못된 움직임 예측에 의해 같은 물체 내에서의 움직임이 같지 않게 되는 경우가 있다. 어떤 경우에서도 움직임 경로는 이전 프레임에서 현재 프레임으로의 움직임 벡터 대응 관계는 일대일 대응관계가 발생하지 않는다. 그러므로, 보간된 물체는 몇 개의 중첩된 화소들과 폐색영역을 포함하는 형태로 표현된다. 중첩된 영역과 폐색영역은 보간하게 되는 실제의 영상에 대해 왜곡으로 나타나게 되는데, 이러한 왜곡의 크기에 대해 효과적으로 측정하기 위한 방안이 필요로 한다.

흔히 움직임 벡터는 움직임의 균일성과 계산량 절감을 이유로 현재 프레임에 있는 블록과 참조 프레임의 후보 블록 사이에 화소 밝기 차이 값의 절대 합(SAD)으로 측정한다. 즉 다음과 같이 정의된다.

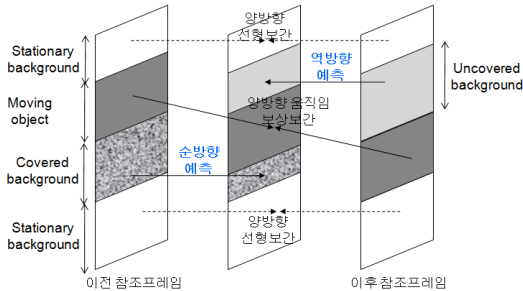


그림 1. 움직임 보상 프레임 보간에 대한 구조도[1][6]

$$SAD(dx, dy) = \sum_{x \in S_x} \sum_{y \in S_y} |x_{n+1}(p) - x_{n-1}(p+v)|$$

$$v = \underset{(dx, dy)}{\operatorname{argmin}} SAD(dx, dy) \quad (1)$$

여기서 벡터  $v=(dx, dy)$ 는 움직임 벡터 후보를 나타내고, 집합  $(S_x, S_y)$ 는 움직임 벡터 후보가 갖는 탐색 영역을 나타낸다.  $v$ 는 최소의 SAD값을 갖는 블록 위치를 나타내는 움직임 벡터를 의미한다. 본 논문에서는

FRUC 기법으로 많이 사용되고 있는 대칭형 양방향 탐색 기법을 다룬다[5-8]. 프레임 내에 존재하는 물체의 움직임이 없거나 또는 선형적이라고 가정하면 그 물체의 움직임 벡터는 현재 프레임 위치를 중심으로 이전 프레임과 이후 프레임에 대해 서로 대칭을 이루게 된다. 이와 같은 가정 하에서  $N \times N$ 블록에 대해 다음의 식을 최소화하는 움직임 벡터( $v^*$ )를 구하는 과정은 [8]에 자세히 제시되어 있으며 [그림 2]와 같이 초기 움직임 벡터를 구한다. 먼저 주어진 현재 블록에 대해 동일한 위치의 이전 참조 프레임에서 동일 위치 블록 (Co-located block)에서 이후 참조 프레임으로의 순방향 움직임 벡터를 구한다. 이 벡터는 구하고자 하는 현재 프레임의 주어진 블록 위치로 이동하면 그 값의 절반 크기가 양 방향 탐색을 위한 초기 움직임 벡터가 된다. 이렇게 구해진 초기 벡터를 기준으로 다시 양방향 대칭형 탐색으로 교정한다.

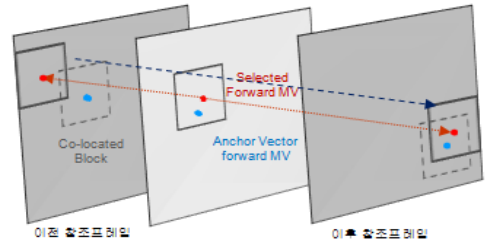


그림 2. 순방향 탐색에 의한 초기 움직임 벡터[8]

[그림 3]은 초기 순방향 탐색에 의해 얻어진 벡터를 현재 프레임의 주어진 블록 중심 위치로 이동한 다음에 그 값을 양방향 대칭형 탐색에 의해 교정된 움직임 벡터를 얻는 과정을 나타낸다. 이때, 양방향 탐색은 이전 참조 프레임에서 이후 참조 프레임에 대하여 차이 절대 값의 합과 이후 참조 프레임에서 이전 참조 프레임으로의 차이 절대 값의 합이 최소가 되는 위치를 교정된 움직임 벡터로 하며 수식적으로 다음과 같이 표현된다.

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

$$SAD_f(v) = \sum_{p \in M} |x_{n-1}(p) - x_{n+1}(p+v)| \quad (2)$$

$$SAD_b(v) = \sum_{p \in M} |x_{n+1}(p) - x_{n-1}(p-v)|$$

여기서,  $p$ 는 주어진 탐색을 하고자 하는 블록  $M$ 에 속하는 화소의 좌표를 나타내고,  $x_{n-1}$ 과  $x_{n+1}$ 는 이전 참조프레임  $x_{n-1}$ 과 이후 참조프레임  $x_{n+1}$ 를 각각 나타낸다[8].

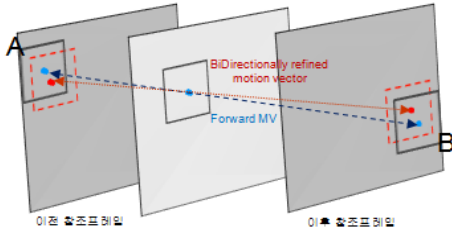


그림 3. 초기의 움직임 벡터에 대한 교정된 벡터[8]

Neighbor Block	Neighbor Block	Neighbor Block
Neighbor Block	Current Block	Neighbor Block
Neighbor Block	Neighbor Block	Neighbor Block

그림 4. 가중치가 부여된 벡터 필드를 위한 8개 블록[8]

식(2)를 통해 얻어진 움직임 벡터는 주어진 블록 주위에 있는 8개의 블록에 대한 움직임 벡터들과 비교하여 특별히 증가 또는 감소된 값들은 제거하는 것이 움직임 벡터의 균일성을 얻기 위해 적용된다.

$$v_{wmvf} = \underset{v_i}{\operatorname{argmin}} \sum_{j=1}^9 w_j \|v_i - v_j\| \quad (3)$$

$$w_j = \frac{MSE(v_i, B)}{MSE(v_j, B)}$$

식(3)을 통해  $N \times N$ 블록에 대해 움직임 벡터가 구해지면, 다음 식에 의해 양방향 대칭인 블록의 평균으로 움직임 보상 보간 프레임  $\hat{x}_n(p)$ 를 얻는다.

$$\hat{x}_n(p) = \frac{x_{n-1}(p - v_{wmvf}/2) + x_{n+1}(p + v_{wmvf}/2)}{2} \quad (4)$$

### III. 프레임 단위의 적응적 왜곡 예측기법

#### 3.1 참조 프레임의 왜곡

[그림 3]와 같이 초기 움직임 벡터를 양방향 대칭 구조로 구하여 교정하며, 이때 이전 참조 프레임의 블록은 A로 그리고 이후 참조 프레임의 블록은 B로 나타내고 있다. 이 블록들은 해당 참조 프레임의 정보들과 비교하여 왜곡의 양을 계산할 수 있다. 이를 위해

$$\widehat{x}_{n-1}(p) = x_{n+1}(p + v) \quad (5)$$

$$\widehat{x}_{n+1}(p) = x_{n-1}(p - v) \quad (6)$$

와 같이 구하여, 각각의 참조 프레임에 대한 보정 정보로 이용한다. 식(5)와 (6)에 의해 보간된 정보는 참조 프레임의 원 정보와의 비교를 통해 왜곡의 크기를 다음과 같이 측정 가능하다.

$$\sigma_{n-1}^2 = \|x_{n-1}(p) - \widehat{x}_{n-1}(p)\|^2 \quad (7)$$

$$\sigma_{n+1}^2 = \|x_{n+1}(p) - \widehat{x}_{n+1}(p)\|^2 \quad (8)$$

#### 3.2 참조 프레임 왜곡을 이용한 예측

현재 프레임에 대하여 측정해야 할 왜곡의 양은

$$\sigma_n^2 = \|x_n(p) - \widehat{x}_n(p)\|^2 \quad (9)$$

이다.  $x_n(p)$ 은 보간하고자 하는 프레임에 대한 실제 신호를 나타내고,  $\widehat{x}_n(p)$ 은 보간한 결과 프레임을 나타낸다. 보간하는 프레임이 식(4)에 의해 결정되므로, 이전 참조프레임과 이후 참조 프레임의 정보를 이용하여 예측하는 방법을 제안한다. 식(7)과 (8)은 실질적으로 관찰되는 양이며, 동시에 측정되는 양이므로, 이 값을 이용하여 현재 프레임의 왜곡을 간접적으로 예측 가능하다.

가. 이전 프레임에 의한 왜곡 예측

식(7)로 측정되는 값에 의해 왜곡을 측정한다.

$$\widehat{\sigma}_n^2 = \sigma_{n-1}^2 \quad (10)$$

나. 이후 프레임에 의한 왜곡 예측

식(8)로 측정되는 값에 의해 왜곡을 측정한다.

$$\hat{\sigma}_n^2 = \sigma_{n+1}^2 \quad (11)$$

다. 평균 왜곡 예측

식(7)과 (8)로 측정되는 값은 각각 참조 프레임에서 관찰되는 왜곡이며, 이 값들의 평균에 의해 왜곡을 측정한다.

$$\hat{\sigma}_n^2 = \frac{\sigma_{n-1}^2 + \sigma_{n+1}^2}{2} \quad (12)$$

라. 프레임 간의 적응적 왜곡 예측

식(12)에 의한 예측 방법은 양방향의 참조 프레임에 의한 평균 왜곡을 얻는 방식이다. 이 방식은 양 방향 왜곡의 크기에 단순 비례만 할 뿐 시간축 방향의 복잡도를 반영하고 있지 않다. 이를 극복하면서 왜곡의 크기에 적응적으로 대처하기 위해

$$\hat{\sigma}_n^2 = f\left(\frac{\sigma_{n-1}^2 + \sigma_{n+1}^2}{2}\right) \cdot \frac{\sigma_{n-1}^2 + \sigma_{n+1}^2}{2} \quad (13)$$

와 같이 정의한다. 이식은 적응적으로 왜곡의 크기를 예측하기 위해  $f\left(\frac{\sigma_{n-1}^2 + \sigma_{n+1}^2}{2}\right)$ 를 도입하였으며, 이전 프레임과 이후 프레임에 의한 왜곡의 평균 크기에 의해 결정되는 파라미터이다.

IV. 모의실험 결과 및 검토

먼저, 왜곡예측 특성을 알아보는 모의실험을 위해 공간해상도는 QCIF, 30Hz로 구성된 Foreman (291프레임), Salesman(291프레임)을 사용하였다. 먼저, 홀수 번째 프레임을 참조 프레임으로 하여 짝수 번째 프레임을 움직임 보상 보간하여 그 왜곡 특성을 조사하였다. 시간축 방향으로 매우 동적인 Foreman 시퀀스의 경우 150번째 프레임에서 220번째 프레임 사이는 매우 화면

사이에 변화가 크며 이 경우에는 움직임 보상 보간에 의한 왜곡이 크게 나타난다. [그림 5](a)는 Foreman 시퀀스에 대한 결과로서 움직임이 큰 영역의 경우에 식(10)-(12)에 의한 예측이 실제의 왜곡 크기보다 작은 값으로 예측하는 것을 볼 수 있으며, 반대로 다른 정적인 영역의 경우에는 왜곡의 크기를 실제의 값보다 크게 예측하는 것을 볼 수 있다.

Salesman 시퀀스는 전체적으로 시간축으로 매우 정적이며, 움직임 보상 보간에 의해 생성되는 프레임에 대한 왜곡은 Foreman시퀀스에 비해 매우 작다. 식(10)-(12)에 의한 왜곡 예측 방식은 대부분 실제 왜곡보다 크게 예측하는 특성을 보인다.

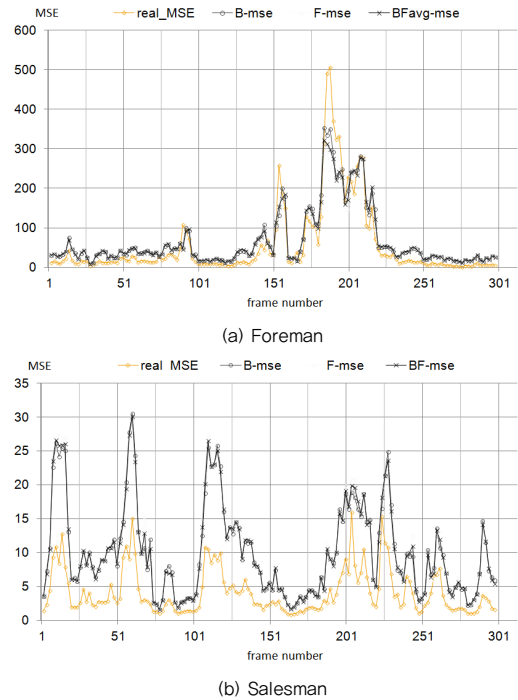


그림 5. 모의실험에 의한 왜곡 예측 방식에 대한 성능비교

이상의 모의실험 결과를 통하여, 실제 왜곡의 크기에 대한 예측은 식(10)-(12)에 의해 예측된 왜곡의 크기 값에 따라 가중치를 다르게 하면 효과적으로 예측됨을 알 수 있다.

[그림 6]은 식(12)에 의해 예측되는 평균 왜곡과 실제

관측되는 왜곡 사이를 'mse vs FBavg-mse'로 하여 나타내고 이를 가장 잘 묘사할 수 있는 모델들을 나타내서 비교하고 있다. 'aX<sup>2</sup>'로 표시된 것은 이차 함수형으로 예측 관계를 설정하는 것이고, 'LinearModel'은 선형모델로 정합하도록 한 것이며, 'aX<sup>2</sup>+bX'는 이차 함수형과 일차함수 형을 혼합하여 정합한 결과를 보여주고 있다. Salesman시퀀스와 같이 왜곡의 크기가 매우 작은 영역과 Foreman시퀀스와 같이 왜곡의 크기가 매우 큰 영역 모두에서 일차함수와 이차함수를 혼용한 'aX<sup>2</sup>+bX'에 의한 정합 특성이 매우 잘 맞게 됨을 알 수 있다. 본 논문에서는 다양한 모의실험을 통하여 큰 왜곡과 작은 왜곡을 모두 잘 표현할 수 있는 값으로 a=0.002, b=0.42를 선택하여 사용하였다.

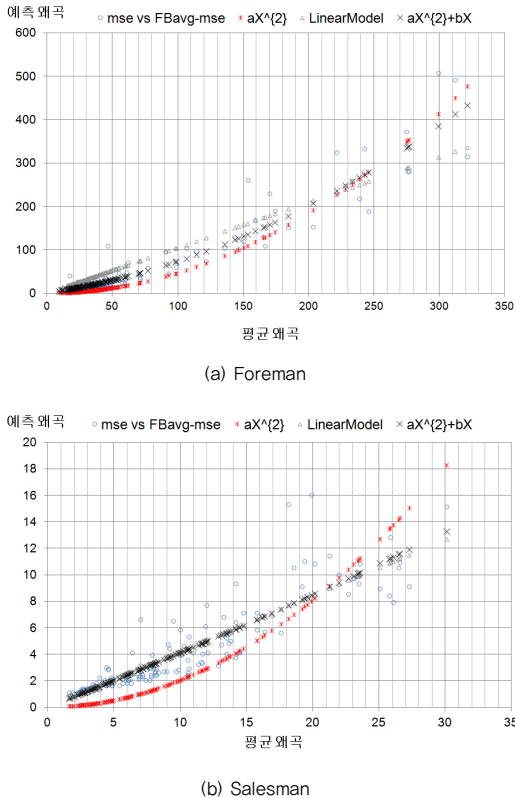


그림 6. 평균 왜곡과 실제 왜곡사이의 모델 정합 특성 비교

본 논문에서 제안한 식(13)에 의한 왜곡 예측과 선택한 파라미터의 타당성을 조사하기 위해 세 가지 종류를

추가적으로 선택하였다. 선택된 시퀀스는 Coastguard, Table Tennis, 그리고 News시퀀스로서 전형적인 움직임이 있는 영상, 매우 동적인 영상, 그리고 정적인 영상의 특성을 갖는다. Coastguard영상의 경우에 74번째 프레임에서 화면의 흔들림과 같은 현상에 의해 매우 큰 왜곡이 발생하게 되는데, 제안 방식은 평균왜곡 접근방식(BFavg-mse)에 비해 실제 왜곡(real\_MSE)를 잘 묘사함을 알 수 있다. Table Tennis시퀀스는 132번째 프레임에서 화면전환이 발생하게 되는데, 이 같은 특성도 제안 방식은 매우 잘 묘사함을 알 수 있다. 평균왜곡 예측 방식(BFavg-mse)은 808.6을 예측값으로 제시하지만, 제안 방식은 1202.9로 실제의 값인 1204를 근사적으로 잘 예측하고 있음을 알 수 있다. 그리고 News시퀀스는 정적인 영상으로 인해 전체적으로 예측 효율이 우수하므로 예측 오차 특성이 Coastguard와 Table Tennis에 비해 월등히 우수하지는 않으나 여전히 실제 왜곡을 잘 예측함을 알 수 있다. 이상의 모의실험 결과는 [표 1]에 요약되고 있다.

표 1. 왜곡 예측 방식들의 성능 비교 요약

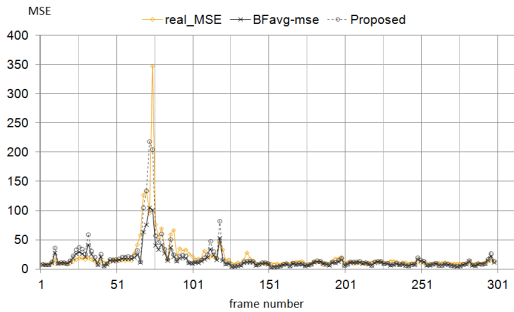
사용 영상	방식	최대 값	평균 값	표준 편차
Coast guard	real-mse	348	20.99	32.92
	BFavg-mse	105.6	15.34	14.81
	Proposed	218.51	19.92	28.29
Table tennis	real-mse	1204	49.95	103.2
	BFavg-mse	808.6	35.72	70.82
	Proposed	1202.9	47.07	103.4
News	real-mse	466.9	23.66	48.57
	BFavg-mse	412.4	19.75	38.2
	Proposed	481.7	25.85	45.84

## V. 결론

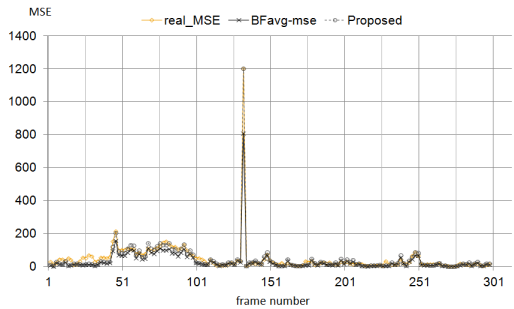
본 논문에서는 비디오 프레임 율 증가 변환에서 움직임 보상 보간된 프레임에 대한 왜곡의 크기를 적용적으로 예측하는 방법을 제안하였다. 제안된 방법은 프레임 보간이 이루어지는 이전 프레임과 이후 프레임에서 발생하는 왜곡의 평균왜곡에 적용적인 파라미터 값을 도입하는 것으로 설계되었으며, 제안된 방식은 모의실험을 통하여 움직임이 많은 영상 및 정적인 영상 모두에

서 우수한 성능을 보이는 것을 확인하였다.

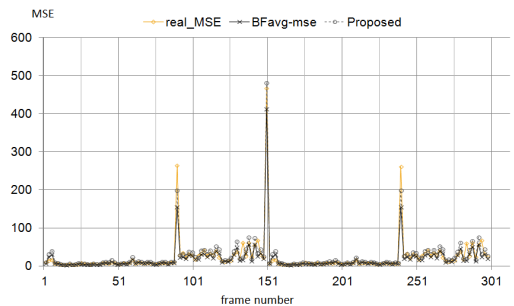
본 논문에서 제안된 방식은 비디오 프레임 을 증가 변환이 필요한 응용 분야에서 움직임 보상 보간된 프레임이 얼마나 잘 복원되었는지에 대한 판단 기준으로 효과적으로 사용될 수 있다. 또한 본 논문에서 제안된 기법은 송신측에서 양자화에 의한 잡음이 고려된 분산 비디오 부호화 기법에 대해 연구될 필요가 있다.



(a) Coastguard



(b) Table Tennis



(c) News

그림 7. 모의실험에 의한 적응적 왜곡 예측 방식의 성능비교

참고 문헌

- [1] B. T. Choi, S. H. Lee, and S. J. Ko, "New Frame Rate Up-Conversion Using Bi-directional Motion Estimation," *IEEE Trans. on Consumer Electronics*, Vol.46, pp.603-609, 2000(8).
- [2] T. Thaipanich, P. H. Wu, and C. C. Jay Kuo, "Low Complexity Algorithm for Robust Video Frame Rate Up-Conversion(FRUC) Technique," *IEEE Trans. on Consumer Electronics*, Vol.55, No.1, pp.220-228, 2009(2).
- [3] J. Ascenso, C. Brites, and F. Pererira, "Improving Frame Interpolation with Spatial Motion Smoothing for Pixel Domain Distributed Video Coding," in *Proc. EURASIP Conf. Speech and Image Processing*, pp.311-316, 2005(7).
- [4] E. Peixoto, R. L. Queiroz and D. Mukherjee, "On Side Information Generation for Wyner-Ziv Video Coding," *Proc. of Simposio Brasileiro Tel., Riode Janeiro, Brazil*, 2008(9).
- [5] J. S. Kim, J. G. Kim, and K. D. Seo, "A Selective Block Encoding Scheme Based on Motion Information Feedback in Distributed Video Coding," *IEICE Trans. Comm.*, Vol.E94-B, No.3, pp.860-862, 2011(3).
- [6] S. U. Park, J. W. Choi, C. S. Kim, S. U. Lee and J. W. Kang, "Efficient Distributed Video Coding Using Symmetric Motion Estimation and Channel Division," *PACRIM09*, 2009(8).
- [7] 김원희, 김종남, "하위 레벨 보간을 이용한 손실정보 추정과 영상 해상도 향상 기법", *한국콘텐츠학회논문지*, 제9권, 제11호, pp.18-26, 2009(11).
- [8] J. Ascenso, "Improving Frame Interpolation with Spatial Motion Smoothing for Pixel Domain DVC," *URASIP Conference on Speech and Image Processing*, 2005.

저 자 소 개

김진수(Jin-soo Kim)

정회원



- 1991년 2월 : 경북대학교 전자공학과 학사
- 1993년 2월 : KAIST 전기 및 전자공학과 석사
- 1998년 8월 : KAIST 전기 및 전자공학과 박사
- 1995년 6월 ~ 2000년 3월 : 삼성전자 Network팀 선임연구원
- 2008년 7월 ~ 2009년 6월 : 텍사스 주립대학교 방문교수
- 2000년 4월 ~ 현재 : 한밭대학교 정보통신공학과 교수  
<관심분야> : 영상부호화, 분산비디오부호화, 디지털 방송