

Free Energy Principle 기반의 Just Noticeable Difference 모델을 활용한 프레임율 향상 기법

*강주미^o, **박대준, **정제창

*한양대학교 지능형로봇학과, **한양대학교 전자컴퓨터통신학과

youngsooneE22@gmail.com, daejoon12@gmail.com, jjeong@hanyang.ac.kr

Frame Rate Up Conversion Method Using Free-Energy Principle based Just Noticeable Difference

*Kang, Ju-Mi^o, **Park, Dae-Jun **Jeong, Je-Chang

*Department of Intelligent Robot Engineering, Hanyang University

**Department of Electronics and Computer Engineering, Hanyang University

요 약

본 논문에서는 인간의 시각적 특성을 반영한 Just Noticeable Difference (JND) 모델을 사용한 움직임 예측을 통한 프레임율 향상 기법을 제안한다. 기존의 다중 프레임 기반 움직임 예측을 통한 프레임율 향상 기법은 움직임 벡터의 정확성을 높이기 위해 다중 프레임을 사용하며, 전체 영역에 대해 같은 블록 크기와 탐색 영역으로 움직임 예측을 수행함으로써 불필요한 계산량이 많아지고 움직임 벡터의 부정확한 예측이 수행된다는 단점이 있다. 제안하는 알고리즘은 인간의 시각적 특성을 고려한 Free Energy-based Just Noticeable Difference (FEJND) 모델을 사용하여 이전 프레임과 현재 프레임만을 사용하여 영역 특성에 따른 적응적 움직임 예측을 수행하여 정확성을 높인다. 실험 결과에 따라 제안하는 알고리즘의 성능이 향상되었음을 알 수 있다.

1. 서론

국내의 TV 방송은 흑백 TV 방송을 시작으로 2000년대에 디지털 고해상도 (high definition TV: HDTV) 방송에 이르기까지 빠른 TV 기술 발전이 이루어졌다. TV 방송을 위해 한국, 일본, 미국 등은 60Hz 주파수에 초당 30프레임을 전송하는 national television system committee (NTSC) TV 표준 방식을 사용하고 있으며, 유럽과 중국 등은 phase alternation line (PAL) 방식을 사용하며 50Hz 주파수로 초당 25프레임을 전송한다. 초당 프레임수(frame per second: FPS)와 해상도, 비트레이트는 영상의 화질을 결정하는 주요소이며, 초고해상도 TV (ultra high definition TV: UHD TV)와 같은 미래형 TV 기술들이 제안되고 있는 시점에서 이러한 요소들을 적절하게 변환하는 기술이 요구된다. 프레임율 향상 기법은 연속되는 프레임 사이에 새로운 프레임을 생성함으로써 기존의 낮은 프레임율의 영상을 높은 프레임율을 가진 영상으로 전환시키는 기술로써 영상의 움직임을 더 자연스럽게 표현할 수 있게 한다. 현재까지 다양한 프레임율 향상 기법들이 제안되어 왔으며, 초기에는 프레임율을 높이기 위해 프레임을 단순 반복시키는 방법이 제안되었다. 이 방법은 구현이 쉽다는 장점이 있으나, HDTV나 UHD TV와 같이 높은 해상도의 영상에서 자연스럽게 못한 움직임을 발생시키는 단점이 있다. 이러한 단점을 보완하기 위해 물체의 움직임을 고려하여 정확한 보간 프레임 예측을 가능하게 하는 움직임 보상 프레임율 향상 기법(motion compensation frame rate up

conversion: MC-FRUC)이 제안되었다. 움직임 보상 프레임율 향상 기법은 크게 물체의 움직임을 예측하여 정확한 움직임 벡터를 찾아내는 움직임 예측(motion estimation: ME) 부분과 움직임 벡터를 사용하여 보간 프레임에 적합한 픽셀 값을 삽입하는 움직임 보상을 이용한 프레임 보간 (motion compensated frame interpolation: MCFI) 부분으로 구성된다. 프레임율 향상 기법의 성능은 움직임 예측에 의해 얻어진 움직임 벡터의 정확도에 따라 달라질 수 있으며, 대표적인 예인 블록 정합 기법 (block matching algorithm: BMA)은 프레임간의 중복성을 제거하는데 효율적이며, 구현이 단순하다는 특성을 갖는다. 그러나 항상 최적의 움직임 벡터를 예측하지는 못하기 때문에 부자연스러운 움직임 벡터 공간이 생성될 수 있으며, BMA를 통해 전역 탐색을 수행할 경우에 속도가 느려져 실시간 응용에 부적합할 수 있다[1]. 그러므로 본 논문에서는 Free Energy Principle에 기반한 Just Noticeable Difference (FEJND) 모델을 사용함으로써 적응적 블록 크기를 사용한 지역 탐색을 수행하여 전역 탐색을 수행하는 BMA의 단점을 보완하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 기존의 움직임 예측을 통한 프레임율 향상 기법에 대해 설명하고, 3장에서는 제안하는 FEJND 모델을 이용한 움직임 예측 방법을 비롯한 전체적인 알고리즘에 대해 설명하며, 4장과 5장에서는 실험 결과에 따른 분석과 결론을 제시한다.

2. 기존의 프레임울 향상 기법

2.1 단방향, 양방향 움직임 예측

기존의 프레임울 향상 기법에서는 움직임 예측을 위하여 단방향 움직임 예측(unilateral motion estimation: UME)과 양방향 움직임 예측(bilateral motion estimation: BME) 방법을 사용한다.

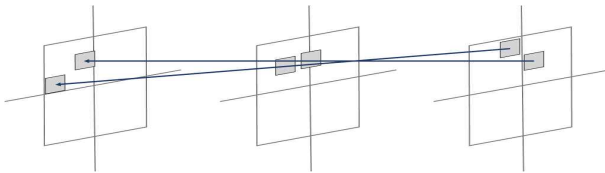


그림 1. 단방향 움직임 예측

단방향 움직임 예측은 그림 1과 같이 현재 프레임을 기준으로 이전 프레임에 BMA를 수행하여 sum of absolute difference (SAD)값이 최소가 되는 움직임 벡터를 찾으며, 움직임 벡터의 정확도가 높다는 장점이 있으나 보간 프레임에 홀 영역과 폐색 영역이 발생하기 때문에 추가적인 홀 영역과 폐색 영역을 처리하는 작업이 필요하다는 단점이 있다.

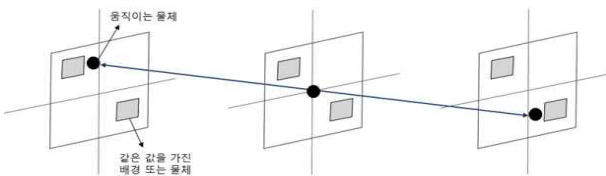


그림 2. 양방향 움직임 예측

그림 2는 양방향 움직임 예측의 설명도이며, 이 경우 보간 프레임을 기준으로 정해진 탐색 영역 안에서 이전 프레임과 현재 프레임 블록들의 sum of bilateral absolute difference (SBAD)를 식 (1)과 같이 계산하여 유사한 블록을 찾으며, SBAD를 최소화 하는 움직임 벡터를 찾는다.

$$SBAD(dx, dy) = \sum_{x \in B_x} \sum_{y \in B_y} |f_{n-1}(x-dx, y-dy) - f_n(x+dx, y+dy)|, \quad (1)$$

$$v = \arg \min_{(dx, dy) \in S} SBAD(dx, dy)$$

여기서 (dx, dy) 는 후보 움직임 벡터를 나타내며, f_{n-1} 과 f_n 은 이전 프레임과 현재 프레임을 나타낸다. B_x 와 B_y 는 블록 안에서 수평, 수직적인 위치이다. S 는 탐색 영역을 나타낸다. v 는 최소 SBAD값을 갖는 움직임 벡터를 표시한다.

홀 영역과 폐색 영역이 생기지 않는다는 장점이 있으나, 움직이는 물체와 배경 부분이 모두 대칭적일 경우, 움직이는 물체가 삽입되어야 하는 영역에 대칭인 배경 부분이 삽입되는 오류가 발생할 수 있다.

2.2 다중 프레임 기반의 움직임 예측

기존의 다중 프레임 기반의 움직임 예측은 움직임 예측의 정확도를 높이기 위해 제안되었다. 동적인 물체와 정적인 물체를 구별하여 동

적인 물체의 경우 더 확장된 후보 프레임에 존재할 것을 가정하여 다중 프레임을 이용한 움직임 예측을 수행하며, 정적인 물체의 경우 확장된 후보 프레임에 존재할 가능성이 낮기 때문에 이전 프레임과 현재 프레임만을 사용하여 움직임 예측을 수행한다.

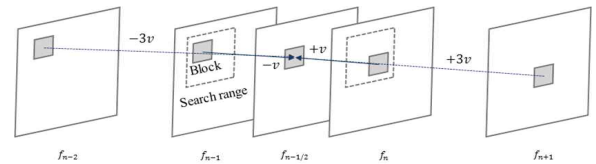


그림 3. 다중 프레임 기반의 양방향 움직임 예측

그림 3은 다중 프레임 기반의 양방향 움직임 예측을 보여주며, 식 (2)의 수정된 SBAD (modified sum of bilateral absolute differences: MSBAD)를 최소로 하는 움직임 예측을 수행한다[2].

$$MSBAD(dx, dy) = \sum_{x \in B_x} \sum_{y \in B_y} [\alpha |f_{n-2}(x-3dx, y-3dy) - f_{n-1}(x-dx, y-dy)| + \alpha |f_n(x+dx, y+dy) - f_{n+1}(x+3dx, y+3dy)| + (1-2\alpha) |f_{n-1}(x-dx, y-dy) - f_n(x+dx, y+dy)|]$$

$$v = \arg \min_{(dx, dy) \in S} \{MSBAD(dx, dy)\} \quad (2)$$

여기서 f_{n-2}, f_{n-1}, f_n 와 f_{n+1} 는 움직임 예측 과정에서 사용되는 다중 프레임을 의미하며, α 는 다중 프레임의 시간적 위치에 따라 적용되는 가중치 요소이다. 움직임 예측을 하는 과정에서 모든 영역에 대해 같은 블록 크기를 사용하기 때문에 불필요한 계산이 요구되고 부정확한 예측으로 인해 화질이 저하될 수 있다. 이러한 부정확한 예측은 이상 벡터 존재로 인한 블록화 현상을 야기한다. 따라서 움직임 벡터 공간 내의 이상 벡터를 소벨 필터링을 통한 평활화 과정을 통해 수정한다.

3. 제안하는 알고리즘

3.1 AR 모델을 사용한 규칙적인 영역 예측

Just Noticeable Difference (JND)는 두 자극 사이의 차이를 식별할 수 있는 최소 강도 차이를 뜻하는 것으로 JND 모델을 통하여 우리는 규칙적인 영역과 불규칙적인 영역을 가시적으로 표현할 수 있다. 인간의 시각 특성은 일반적으로 규칙적인 영역에 대해서 민감하며, 불규칙적인 영역에 둔감하므로 지역 특성에 따라 적용적으로 움직임을 수행함으로써 움직임 벡터를 구할 수 있다. JND 모델링 방법은 크게 부분 대역 도메인을 사용하는 경우와 픽셀 도메인을 사용하는 경우로 분류할 수 있다. 부분 대역 JND 예측 모델의 경우 이미지와 동영상 압축에서 사용되며, 픽셀 기반 JND 예측 모델은 움직임 예측과 화질 평가에 사용된다. 또한, 픽셀 기반 JND 예측 모델은 휘도 적응과 공간적 마스크에 초점을 둔다. 본 논문에서는 움직임 예측을 위해 픽셀 도메인을 기반으로 한 JND 예측 모델을 사용한다. IGM은 인간의 시각 시스템이 감각 정보를 예측하고, 이미지 인식과 이해에 있어서 불확실성을 피하려는 특성을 가리키는 것으로 IGM 이론에 기반하여 입력 영상을 규칙적인 영역과 불규칙한 영역으로 분리하여 효율적인 이미지 처리를 할 수 있으며, 영상 분리를 위한 정보를 추론하기 위해 autoregressive (AR) 모델을 기반으로 한 베이지안 결정이론을 사용

한다.

입력 영상 F 안의 픽셀 값 x 의 조건부 확률 $p(x/F)$ 이 크면 해당 픽셀 값에 의해 예측 영상이 생성될 수 있으며, 영상의 경우 음성 신호에 비해 주변 픽셀 값들과 높은 연관성을 가지고 있기 때문에 부분 영역 내에서 해당 픽셀이 발생할 확률 $p(x/\chi)$ 로 근사화할 수 있다. 식 (3)은 부분영역 안에서의 조건부 확률을 표현한다. 여기서 주변 픽셀 구성은 $\chi = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_N)$ 와 같다.

$$p(x/\chi) = p(x) \frac{p(\chi/x)}{p(\chi)}. \quad (3)$$

$$\log p(x/\chi) = \log p(x) + \log p(\chi/x) - \log p(\chi). \quad (4)$$

$$\begin{aligned} E(\log p(x/\chi)) &= E(\log p(x)) + E(\log p(\chi/x)) - E(\log p(\chi)) \\ &= -H(x) - H(\chi/x) + H(\chi) \\ &= I(x;\chi) - H(x) \end{aligned} \quad (5)$$

식 (3)의 양쪽에 로그 함수를 적용하면 식 (4)와 같이 표현되며, 샤논 (Shannon)의 정보 이론에 따라 식 (5)와 같은 기대치를 얻을 수 있다. $I(x;\chi)$ 는 x 와 χ 사이의 상호간의 정보량을 나타내며, $H(x)$ 는 x 에 대한 평균 정보량을 나타낸다. 정보 이론의 관점에서 만약 x 가 χ 와 높은 연관성을 갖는다면, $I(x;\chi)$ 가 $H(x)$ 에 가까워질 것이며, 반대로 x 와 χ 의 연관성이 낮거나 관련이 없다면 $I(x;\chi)$ 는 0에 가까워질 것이다. 즉, $I(x;\chi)$ 는 픽셀간의 상관관계를 이용하여 이미지 영역의 규칙성의 정도를 측정하는데 효율적인 도구로 사용된다[3].

$p(x/\chi)$ 을 최대화하기 위해 $I(x;\chi)$ 을 최대화하는 방법을 사용할 수 있는데, $\chi_{1,k} = (x_1, \dots, x_k)$ 로 정의할 때 $I(x;\chi)$ 는 식 (6)와 같이 분리해서 나타낼 수 있다.

$$I(x;\chi) = \sum_k I(x;x_k) + \sum_k [I(x_i;\chi_{1,k-1}/x) - I(x_i;\chi_{1,k-1})] \quad (6)$$

여기서 x_k 는 χ 안에서 k 번째 주변 픽셀을 의미하며, $I(x;\chi)$ 는 픽셀 x 와 x_k 의 상호 정보량을 의미한다. $I(x_i;\chi_{1,k-1}/x) - I(x_i;\chi_{1,k-1})$ 은 주변 픽셀들에 대한 의존성과 관련된 상호간의 정보량을 구한다. 그렇기 때문에 오른 합이 두 번째 항은 첫 번째 항에 비해 매우 작다. 즉, $I(x;\chi)$ 는 첫 번째 항에 따라 결정된다고 가정할 수 있다. x 와 관련이 높은 x_i 는 $p(x/\chi)$ 를 최대화하는 것에 중요한 역할을 하며, x 와 x_i 사이의 $I(x;x_i)$ 는 AR 계수로써 사용된다. 픽셀 x 의 값을 예측하기 위한 AR 모델은 식 (7)과 같다.

$$x' = \sum_{x_i \in \chi} C_i x_i + \epsilon \quad (\because C_i = \frac{I(x;x_i)}{\sum_k I(x;x_k)}) \quad (7)$$

여기서 x' 는 픽셀 x 의 예측된 값이며, C_i 는 상호간의 정보량을 사용하여 원본 픽셀 값을 정규화하는 계수이다. ϵ 는 백색 잡음을 나타낸다.

3.2 JND 예측 모델 생성

JND 예측 모델 생성을 위해 휘도 적응, 공간적 마스크 그리고 disorderly concealment effect (DCE)의 3요소를 사용한다. 그림 4은

JND 모델의 생성 과정을 보여주며, 마스크를 위한 비선형 가감성 모델 (additivity model for masking: NAMM)과정과 DCE과정이 규칙적인 영역과 불규칙적인 영역 각각의 임계값 예측에 사용된다.

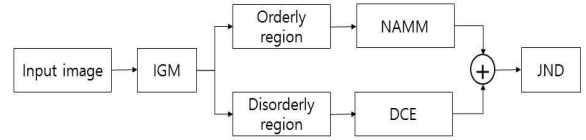


그림 4. JND 모델의 생성 과정

각 부분의 임계값이 결정되면, 두 임계값의 조합을 통해 최종적인 JND 값이 얻어진다. 수식 (8)-(10)을 통해 휘도 적응과 공간적 마스크가 계산되며, 규칙적인 영역의 임계값이 구해진다[4].

$$LA(x) = \begin{cases} 17 \times \left(1 - \sqrt{\frac{B(x)}{127}}\right), & \text{if } B(x) \leq 127 \\ \frac{3}{128} \times (B(x) - 127) + 3, & \text{else} \end{cases} \quad (8)$$

$$SM(x) = [0.01B(x) + 11.5] [0.01G(x) - 1] - 12 \quad (9)$$

$$JND_p(x) = LA(x) + SM(x) - C^{gr} \times \min\{LA(x), SM(x)\} \quad (10)$$

여기서 $B(x)$ 픽셀 x 의 배경 휘도이며, 이미지 영역의 평균 휘도 값으로 표현한다. $G(x)$ 는 5×5 주변영역에서의 최대 에지 크기이며, JND_p 는 예측된 부분 F 의 JND 임계값이다. C^{gr} 은 이득 감쇠 파라미터이며, 휘도 적응과 공간적 마스크 사이의 중복을 제거하기 위해 사용한다.

Free-Energy Principle에 따라 인간의 시각 특성은 불규칙한 영역에 의해 발생하는 불확실성을 피하려는 성질을 지니고 있으므로 기존의 JND 모델들은 불규칙한 영역의 JND 값을 낮게 측정하는 경우가 많다. 따라서 앞서 구한 예측 이미지와 원본 이미지의 차분치를 통해 불규칙한 이미지 D 를 수식 (11)에 의해 생성한 이후에 D 에 잡음을 추가하여 적당한 JND 값을 표현하도록 한다. 여기서 α 는 불규칙한 이미지 D 에 추가되는 잡음이다.

$$D = |F - F'| \quad (11)$$

$$JND_d(x) = \alpha \cdot D(x) \quad (12)$$

두 영역의 JND 임계값을 결합하여 최종 JND 값을 구하는 과정에서, 규칙적인 영역과 불규칙한 영역 사이의 중복을 제거하기 위해 식 (13)을 사용한다. 최종적으로 구해진 JND 값을 사용하여 영상 각 블록의 규칙성과 불규칙성을 판단할 수 있다.

$$FEJND(x) = JND_p(x) + JND_d(x) - C^{gr} \times \min\{JND_p(x), JND_d(x)\} \quad (13)$$

불규칙한 영역이 규칙적인 영역 보다 큰 FEJND 값을 갖기 때문에 식 (14), (15)를 통해 얻은 Macro block (MB)의 FEJND와 프레임의 FEJND를 비교함으로써 불규칙한 영역을 검출한다[5].

$$FEJND_{MB} = \frac{1}{256} \sum_{x=y=0}^{16} FEJND(x,y) \quad (14)$$

$$FEJND_{frame} = \frac{1}{M \times N} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} FEJND(x, y) \quad (15)$$

여기서 M, N은 이미지의 해상도를 의미한다. 만약 MB의 FEJND가 프레임의 FEJND보다 크면 해당하는 MB는 불규칙한 MB으로 정의하며 그 외 경우는 규칙적인 MB으로 정의한다.

3.3 JND 예측 모델 기반 움직임 예측

JND 예측 모델을 이용한 적응적 움직임 예측을 수행한다. 본 논문에서는 입력된 이전 프레임과 현재 프레임에 대해 FEJND 맵을 생성하고 각 프레임 MB의 영역 특성의 일치 여부를 확인하여 적응적 블록 크기를 사용하며, 최소 SBAD값을 갖는 움직임 벡터를 찾는다. 만약 이전 프레임의 $FEJND_{MB}$ 와 현재 프레임의 $FEJND_{MB}$ 의 지역적 특성이 일치하지 않을 경우에는 주변 움직임 벡터를 이용하여 해당 움직임 벡터를 수정하며, 예측된 움직임 벡터를 사용하여 보간 프레임을 생성한다. 그림 5는 제안하는 알고리즘의 흐름도이다.

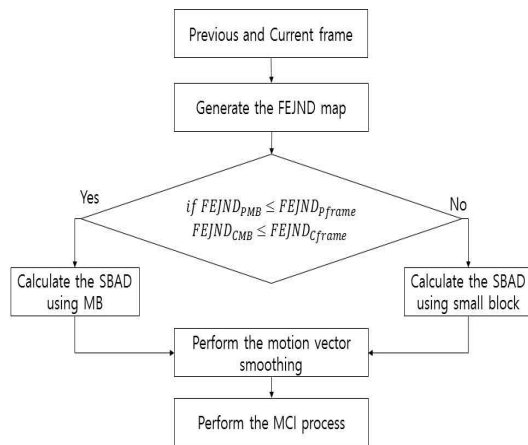


그림 5. 제안하는 알고리즘

여기서 $FEJND_{PMB}$, $FEJND_{CMB}$ 는 각각 이전 프레임과 현재 프레임 MB의 FEJND를 가리키며, $FEJND_{Cframe}$ 과 $FEJND_{Pframe}$ 이전 프레임과 현재 프레임의 FEJND이다.

4. 실험 결과 및 분석

본 논문의 실험은 CIF 영상과 HEVC 실험 영상의 HD와 Full_HD 영상을 사용하여 진행하였다. peak signal to noise ratio (PSNR)를 비교함으로써 객관적 화질을 평가하고 영상의 주관적 화질을 비교하였다. 제안하는 알고리즘에서 불규칙한 영역의 JND 임계값을 높이기 위해 사용된 파라미터 α 는 1.125로 설정하며, 영역 분리 과정의 중복성을 제거하기 위해 사용된 이득 감쇠 파라미터 값 C^{gr} 은 0.3으로 설정하였다. CIF 영상의 경우 규칙적인 영역의 블록 크기는 16×16 , 불규칙한 영역은 더 작은 블록 크기인 8×8 로 탐색 영역 내 움직임 벡터를 찾는다. HD와 Full_HD영상은 영상의 크기를 고려하여 규칙적인 영역의 경우 32×32 , 불규칙한 영역은 16×16 으로 움직임 예측을 수행하였다. 프레임에서 영역 특성이 일치하지 않을 경우 주변 벡터들의 평균을 사용하여 움직임 벡터를 수정하였다. 표 1은 알고리즘 속도 비교를

나타낸 것이다. 제안하는 알고리즘에서 CIF 영상의 경우 147 프레임 기준 한 프레임을 처리하는 속도가 0.3초였으며, HD 영상의 경우 297 프레임 기준 2.6초, Full_HD 영상은 225 프레임 기준 6.3초가 소요되는 것을 알 수 있다. 아래의 결과를 통해 제안하는 알고리즘이 기존 알고리즘에 비해 한 프레임을 생성하는데 1초 이상 빠른 것을 확인할 수 있다.

	CIF (s/frame)	HD (s/frame)	Full_HD (s/frame)
다중 프레임 기반 움직임 예측	0.4	3.8	7.5
제안하는 알고리즘	0.3	2.6	6.3

표 1. 알고리즘 속도 비교

표 2는 기존의 다중 프레임 기반 움직임 예측을 사용한 알고리즘과 제안하는 알고리즘의 PSNR을 비교한 것이다. 다중 프레임 기반 움직임 예측에서 프레임에 대한 가중치 α 값은 0.2로 설정하였다. CIF 영상의 경우 고정된 16×16 블록 크기와 8×8 탐색 영역을 사용하였으며, HD와 Full_HD 영상에서 32×32 블록 크기와 16×16 탐색 영역을 사용하였다. PSNR 비교 결과를 통해 제안하는 알고리즘이 객관적 화질이 더 좋게 측정되었음을 알 수 있다.

	영 상	다중프레임 기반 움직임 예측(dB)	제안하는 알고리즘(dB)
CIF	Foreman	34.30	34.95
	Mobile	26.91	28.29
	Stefan	25.49	25.91
	Table	28.21	29.77
	Children	41.25	42.05
	Flower	29.34	30.50
	news	32.41	34.66
HD	Fourpeople	40.88	41.10
	Johnny	41.25	41.38
	Kristen& Sara	41.37	41.74
	Vidyol	45.56	45.96
Full_HD	Parkscene	32.75	33.24
	Cactus	31.45	31.75
	BQ-Terras	26.60	27.25
	Basketball	26.52	26.57
평 균		33.61	34.34

표 2. PSNR 비교

그림 6은 foreman 영상을 사용한 주관적 화질 비교이다. (a), (c) 영상은 제안하는 알고리즘의 결과이며, (b), (d) 영상은 다중 프레임 기

반 움직임 예측 알고리즘에 의해 생성된 영상이다. 표시된 영역 부분에서 제안하는 알고리즘이 더 정확한 예측을 수행했음을 알 수 있다.

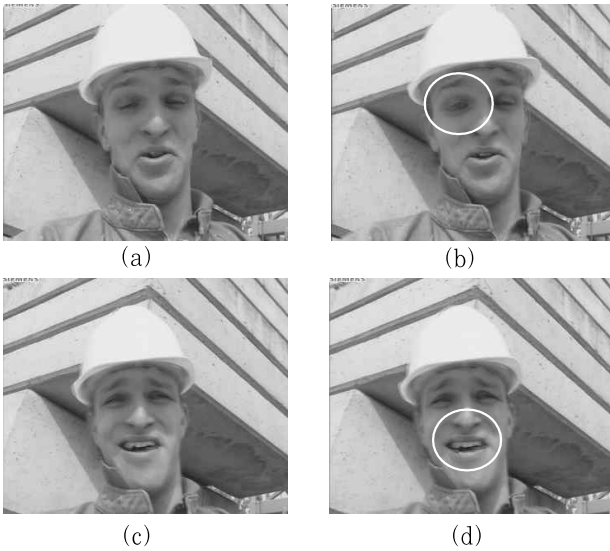


그림 6. 주관적 화질 비교

5. 결론

본 논문은 인간의 시각적 특성에 기반한 JND 모델을 사용하여 적응적인 움직임 예측 과정을 수행하였다. 기존의 다중 프레임 기반 움직임 예측을 통한 프레임율 향상 기법은 다중 프레임의 모든 영역에 고정된 크기의 MB를 사용하여 움직임 예측을 수행하여 불필요한 계산량이 발생하고, 정확한 예측에 어려움이 있었던 반면, 제안하는 알고리즘은 영역별 적응적 블록 크기를 사용함으로써 불필요한 계산을 줄였으며, 실험 결과를 통해 객관적 화질이 향상되었음을 확인 할 수 있다.

감사의 글

본 연구는 미래창조과학부 및 정보통신 기술진흥 센터의 정보통신·방송 연구개발사업의 일환으로 수행하였음.[R0601-15-1063, ICT 장비용 SW 플랫폼 구축]

참고문헌

- [1] S.J. Kang, K.R. Cho and Y.H. Kim, "Motion Compensated Frame Rate Up-Conversion Using Extended Bilateral Motion Estimation," *IEEE Trans. on Consumer Electronics*, vol. 53, no. 4, pp. 1759-1767, 2007.
- [2] S.J. Kang, D.G. Yoo and S.K. Lee, "Multiframe-Based Bilateral Motion Estimation with Emphasis on Stationary Caption Processing for Frame Rate Up-Conversion," *IEEE Trans. on Consumer Electronics*, vol. 54, pp. 1830-1838, 2008.
- [3] K. Friston, "The free-energy principle: A unified brain theory?," *Nature Rev. Neurosci.*, vol. 11, no. 2, pp. 127 - 138, Feb. 2010.
- [4] Wu, J., Shi, G., Lin, W., Liu, A., and Qi, F.: "Just noticeable difference estimation for images with free-energy principle," *IEEE Trans. Multimed.*, vol. 15, no. 7, pp. 1705 - 1710, 2013.
- [5] Jung, C., and Chen, Y., "Perceptual rate distortion optimisation for video coding using free-energy principle," *Electronics Letters*, vol. 51, no. 21, pp. 1656 - 1658, 2015.