

정규논문 (Regular Paper)

방송공학회논문지 제18권 제2호, 2013년 3월 (JBE Vol. 18, No. 2, March 2013)

<http://dx.doi.org/10.5909/JBE.2013.18.2.297>

ISSN 2287-9137 (Online) ISSN 1226-7953 (Print)

## 비디오 콘텐츠 기반 비트율 예측

Fei Huang<sup>a)</sup>, 이재용<sup>a)†</sup>, 오승준<sup>a)</sup>

## Video Content-Based Bit Rate Estimation

Fei Huang<sup>a)</sup>, Jaeyong Lee<sup>a)†</sup>, and Seung-Jun Oh<sup>a)</sup>

### 요 약

본 연구에서는 디지털 방송 TV, VOD 등 제한된 네트워크 대역폭에서 서비스를 제공하기 위해 비디오 콘텐츠를 부호화하는 과정에서 고정된 비트율을 이용한 화질과 비교하여 주관적 화질을 유지하면서 적절한 비트율을 찾는 방법을 제시한다. 제안하는 예측 구조는 먼저 프레임에서 비트와 연관성이 있는 파라미터를 추출하여 프레임의 복잡도를 계산한 후, 비트가 많이 할당될 것으로 예상되는 프레임을 찾아 후보 프레임으로 추출하며, 추출된 후보 프레임들에 대해 실제 부호화하는 과정으로써 목표 화질을 기준으로 수학적 모델링을 통해 최종적으로 전송될 비트율을 예측하는 구조를 설계하였다. 실험 결과, 고정 비트율에 비해 저복잡도 영상에서 평균 43%의 비트 감소율을 보였으며, 이러한 영상의 비트 감소율이 있음에도 주관적 화질을 유지함을 알 수 있었다. 비디오 콘텐츠별 적절한 비트율을 찾기 위해 기존 구조에서는 다수의 부호화를 통해 결과물들의 주관적 화질 검증은 반복적으로 거치는 반면, 제안하는 구조는 사람이 관여하여 주관적 화질 검증은 반복적으로 수행하지 않아도 되며 일부 프레임만을 부호화하여 비트율 예측이 가능하다. 따라서 전체 프레임 중 평균 4% 프레임만을 부호화하여 자동적으로 비트율을 찾을 수 있다.

### Abstract

In this paper, we present a model-based video bit rate estimation scheme for reducing the bit rate while maintaining a subjective quality in many video streaming services limited by network bandwidth, such as IPTV services. First, we extract major parameters which serve as an indirect measurement of frame's bits. Using those parameters, the proposed bit rate estimation scheme can extract candidate frames. Finally, the bit rate of each segment is estimated by statistical analysis and a mathematical model based on a given target quality. In experimental results, we show that the proposed scheme can reduce the bit rate on average by 43% in low-complexity video while maintaining the subjective quality. To find the appropriate bit rate based on video contents, the proposed schemes can estimate the bit rate with neither the repeated full encoding nor subjective quality test. On average, the bit rate can be automatically estimated by encoding the candidate frames of 4%.

Keyword : Video Streaming Services, IPTV, H.264/AVC, Bit Rate Estimation, Frame Complexity

a) 광운대학교 전자공학과 (Department of Electronic Engineering, Kwangwoon University)

† Corresponding Author : 이재용 (Jaeyong Lee)

E-mail: [ljy6225@media.kw.ac.kr](mailto:ljy6225@media.kw.ac.kr)

Tel: +82-2-940-5102

※ 본 과제는 지식경제부, 한국산업기술진흥원의 다중미디어융합플랫폼기술 인력양성사업과, 2012년 광운대학교 교내연구비(과제번호 : 60012012056) 지원으로 수행되었음.

· Manuscript received January 23, 2013 Revised March 18, 2013 Accepted March 18, 2013

## 1. 서론

독립적으로 발전해왔던 전통적인 방송과 통신 산업의 가치사슬이 멀티미디어 콘텐츠의 확산과 광대역 IP 네트워크의 발전 및 디지털 요소기술의 진보로 빠르게 변화하고 있다. 방송통신융합방송(방통융합)이라는 새로운 패러다임 안에서 독립된 가치 영역이 상호작용하여 뉴미디어 컨버전스 서비스들을 탄생시키고 있다. 특히, IPTV(Internet Protocol TeleVision) 서비스는 TV와 PC의 장점을 부각시켜 다양한 멀티미디어 콘텐츠를 쉽고, 편리하게 제공할 수 있는 기술로써 능동적인 미디어 소비를 통해 감성 욕구를 충족하려는 사용자의 참여 문화를 담아 채널, VOD(Video On Demand), 양방향 서비스를 제공하는 대표적인 방통융합 서비스이다<sup>[1]</sup>.

그림 1은 국내에서 시행하는 대표적인 방통융합 서비스인 IPTV 서비스 구조를 보여준다. 우선, 방송에서 제작된 비디오 콘텐츠는 MPEG-2로 압축된 비트스트림으로 콘텐츠 서버에 저장된다. 이를 제한된 네트워크 대역폭에 전송하기 위해 비디오 콘텐츠를 MPEG-4 AVC/H.264 형식으로 트랜스코딩하는 것이 필요하다<sup>[2-5]</sup>. 트랜스코딩된 비디오 콘텐츠는 스트리밍 서버에 저장되며, 사용자의 요청에 따라서 스트림을 네트워크를 통해서 사용자에게 전달하고 이를 원래의 동영상으로 복원해서 고화질의 TV 서비스를 보여준다.

비디오 콘텐츠는 H.264/AVC를 이용하여 압축하며 고정된 비트율(Constant Bit Rate, CBR) 채널로 전송하게 된다. 전송되는 비디오 콘텐츠는 낮은 복잡도의 콘텐츠에서부터

높은 복잡도의 콘텐츠까지 다양하게 존재하게 되는데, 하나의 고정된 비트율로 압축하는 것은 콘텐츠의 특성을 고려하지 않고 압축하는 것이다. 예를 들어, SD급 해상도의 비디오 콘텐츠가 낮은 복잡도로 이루어진 콘텐츠라면 주관적 화질의 저하 없이 고정된 비트율보다 더 낮은 비트율로 압축이 가능할 수 있다. 그러나 네트워크로 전송하기 위해 비디오 콘텐츠를 부호화하는 과정에서는 일률적으로 고정된 비트율을 이용하여 전송하게 되고, 이러한 결과는 저장 장치의 투자비용이 증가하는 원인이 될 수 있다.

이러한 문제를 고려하여 네트워크로 전송하기 위해 비디오 콘텐츠를 처리하는 과정에서는 최상위의 고정된 비트율에서부터 비트율의 차이를 두어 부호화를 하며, 각각의 부호화된 영상을 사람이 관여하여 주관적 화질 검증 단계를 통해 화질이 유지되는 적절한 비트율을 찾을 수 있다. 그러나 이와 같은 방법은 반복되는 비트율 부호화 과정과 주관적 화질 검증 단계가 함께 이루어져야 하기 때문에 적절한 비트율을 찾을 때까지 많은 시간이 소요된다.

본 연구에서는 비디오 콘텐츠를 부호화하는 과정에서 일부 프레임만을 이용하여 비디오 콘텐츠의 복잡도에 따라 자동으로 적합한 비트율을 예측하는 방법을 제안한다. IPTV 서비스에서 사용되는 고정된 비트율 부호화에서 적합한 비트율을 찾기 위하여 반복적으로 수행되는 화질 검증 단계 없이도 주관적 화질을 유지하면서 비디오 콘텐츠에 적합한 비트율을 예측할 수 있는 구조를 제안한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 영상의 주관적 화질에 대해 분석한다. 3장에서는 예측 모델을 기반으로 비트율을 예측하는 방법에 대해 제시한다. 4장에서는 제안한

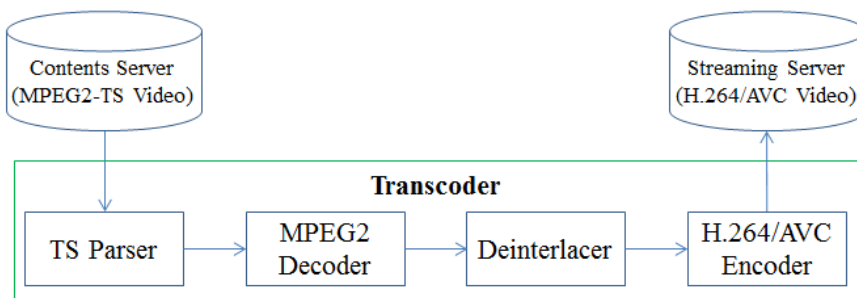


그림 1. 방통융합 서비스의 개요

Fig. 1. A conventional scheme in broadcasting and communications convergence services

방법에 대한 실험 결과를 보이고, 마지막으로 5장에서 논문의 결론을 맺는다.

## II. 비트율에 따른 비디오 콘텐츠의 화질 분석

본 논문에서는 IPTV에 실제 서비스되는 강의 영상을 대상으로 DSCQS(Double Stimulus Continuous Quality Scale method) 방법으로 주관적 평가를 실시하였다. 이 방법은 원본 영상과 처리 영상을 두 번 반복해서 보여준 후 평가자에게 화질의 좋고 나쁨을 묻는 방법으로써 매우 정확한 주관적 평가방법으로 알려져 있다<sup>6)</sup>. SD급 해상도의 실험 영상을 2.5Mbps로 H.264/AVC를 통해 부호화 하여 원본 영상을 구성하고 1.0Mbps 부터 2.4Mbps까지 비트율을 다르게 적용하여 낮은 품질에서부터 높은 품질의 영상이 고르게 포함되도록 처리 영상을 제작하였다. 이들 원본 영상과 처리 영상을 합해 총 10개의 영상을 대상으로 DSCQS 방식의 주관적 평가를 실시하였다. 본 실험에서는 모니터 사이의 편차를 최소화하기 위해 하나의 LCD 모니터에서 시간차를 두어 진행하였다. 평가에 참가한 5명의 평가자들은 이 분야의 비전문가인 일반 사용자이다.

각 동영상의 화질 점수는 MOS(Mean Opinion Score)라는 수치로 환산된다. 이는 각 동영상에 대해 평가자가 부여한

평가 점수의 평균을 취한 것으로서 동영상의 절대적 화질을 나타내는 수치가 된다. 또 다른 화질 수치로서 원본 영상과 처리 영상의 상대적 화질측정에 사용되는 DMOS (Difference Mean Opinion Score)가 있다. 이는 평가자들의 부여한 동영상에 대한 점수들의 차이(Difference)값의 평균을 의미한다. 즉 원본 영상의 MOS,  $MOS_r$  과 처리 영상의 MOS,  $MOS_p$  의 차이가  $dMOS$ 가 된다. 원본 영상과 처리 영상 사이에 화질차이가 거의 없다면  $dMOS$ 는 0에 가까운 값을 갖게 되고, 화질 차이가 커질수록  $dMOS$ 도 커지게 된다.

$$dMOS = MOS_r - MOS_p \quad (1)$$

그림 2는 낮은 복잡도 영상에 대해서 모든 평가자들의  $dMOS$  결과에 대해 평균을 취한 것이다. 평가자들은 평균적으로 1.4Mbps부터 그 이하의 비트율로 부호화된 처리 영상에서 화질의 차이를 느끼는 것을 확인할 수 있었다. 이와 반대로 2.5Mbps로 부호화 된 원본 영상부터 1.5Mbps로 부호화 된 처리 영상까지는 주관적 화질의 차이를 느끼지 못하였다.

## III. 모델 기반의 비트율 예측 방법

제안하는 비트율 예측 구조는 방통융합 서비스에서 적용

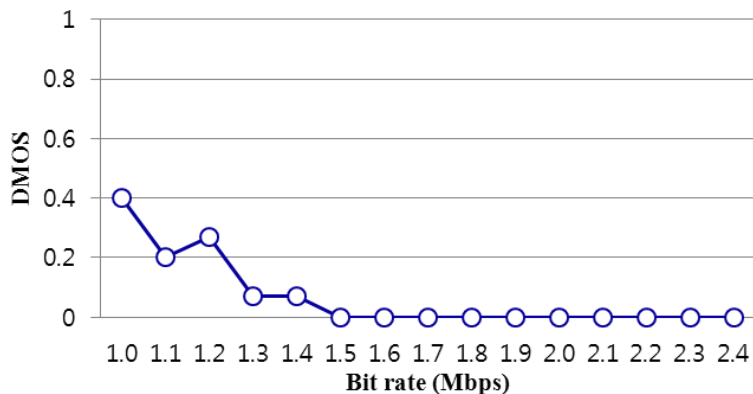


그림 2. 주관적 화질 측정 결과  
 Fig. 2. Result of subjective quality evaluation

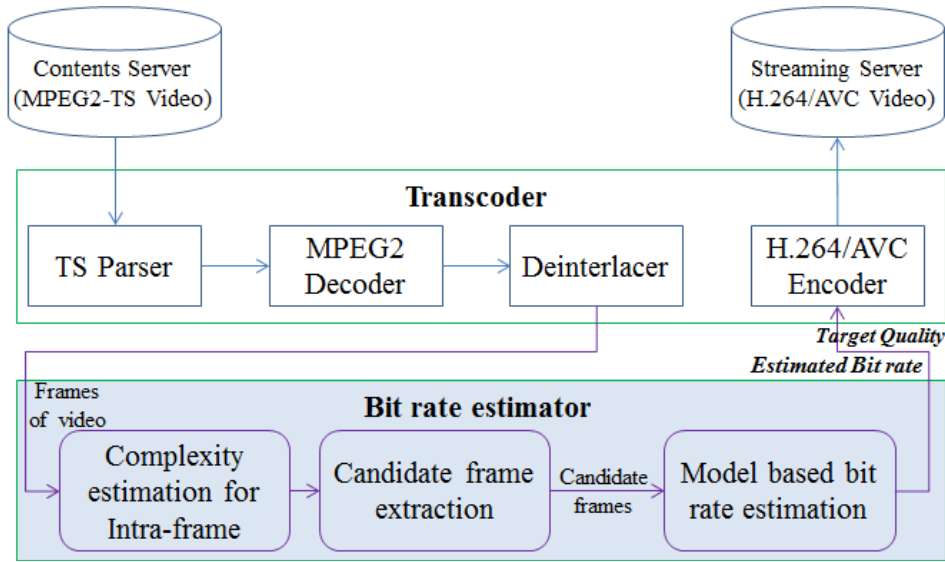


그림 3. 비트율 예측 구조  
Fig. 3. The scheme of bit rate estimation

되는 비디오 콘텐츠 처리과정에서 H.264/AVC 부호화의 전처리 과정으로 비트율을 예측하기 위한 예측기가 추가된 형태로 그림 3과 같다.

입력영상이 주어지면, 먼저 사용자가 비디오 콘텐츠를 서비스 할 때 원하는 목표화질을 설정해 놓는다. 그리고 단일 비트율 예측 구조의 첫 번째 단계로써 프레임 단위로 비트량과 상관관계를 가지는 파라미터를 픽셀 도메인 상에서 계산하여 복잡도를 측정한다. 두 번째 단계는 비트가 많이 할당될 것으로 예상되는 프레임을 찾아 후보 프레임으로 추출하는 것이다. 이는 비트율을 결정할 때 GOP(Group of Picture) 단위로 비트 할당이 많은 프레임을 기준으로 전체 비트율을 결정하기 위해서이다. 세 번째 단계에서 추출된 후보 프레임들에 대해 실제 부호화하는 과정으로써 목표 화질을 기준으로 수학적 모델링을 통해 최종적으로 전송될 비트율을 예측하는 것이다. 최종적으로 예측된 비트율을 가지고 H.264/AVC 부호화를 거쳐 육안검사를 통해 스트리밍 서버에 저장되며 저장된 비디오 콘텐츠는 네트워크를 통해 사용자에게 제공된다. 이러한 비트율 예측을 위한 단계별 세부적인 설명은 각 절에서 알아본다.

### 1. 인트라 프레임의 비트 예측을 위한 프레임복잡도 측정

콘텐츠의 복잡도를 측정하기 위해서 정지 영상에서 변화도, 에지, 그라디언트 기반의 방법들에 대한 연구가 진행되어왔다<sup>[7]</sup>. 이러한 방법은 부호화 과정을 거치지 않고 복잡도의 측정이 가능하며 최근에는 인트라 프레임의 복잡도를 측정하기 위해 그라디언트 기반의 방법이 제안되었다<sup>[8]</sup>. 콘텐츠 복잡도를 측정하는데 있어 휘도와 색상의 화소 값들에 대한 히스토그램은 그라디언트의 정보와 함께 이용할 때 더 유용하다.

임의의  $s$  번째 실험 영상인  $Q_s$ 가 있을 때,  $Q_s$ 는 다수의 GOP들을 포함하는 하나의 집합으로 표현할 수 있으며 그 GOP는 하나의 인트라 프레임과 다수의 인터 프레임들로 구성된다.

$$Q_s = \{ \{ Q_{1,1}^s, \dots, Q_{1,N}^s \}, \dots, \{ Q_{M,1}^s, \dots, Q_{M,N}^s \} \} \quad (2)$$

식 (2)에서  $M$ 은 GOP의 총 개수를 의미하며  $N$ 은 하나의 GOP에서 프레임의 개수를 의미한다.  $Q_{i,j}^s$ 는  $i$  번째

$$\begin{aligned}
 FC(Q_{i,1}^s) &= Grad_i^s \times SOH_i^s \\
 \text{where} \\
 Grad_i^s &= \sum_{x=0}^{K_Y-2L_Y-2} \sum_{y=0}^{K_U-2L_U-2} (|Y_{x,y}^{s,i} - Y_{x,y+1}^{s,i}| + |Y_{x,y}^{s,i} - Y_{x+1,y}^{s,i}|) / (K_Y \times L_Y) \\
 &+ \sum_{x=0}^{K_U-2L_U-2} \sum_{y=0}^{K_V-2L_V-2} (|U_{x,y}^{s,i} - U_{x,y+1}^{s,i}| + |U_{x,y}^{s,i} - U_{x+1,y}^{s,i}|) / (K_U \times L_U) \\
 &+ \sum_{x=0}^{K_V-2L_V-2} \sum_{y=0}^{K_V-2L_V-2} (|V_{x,y}^{s,i} - V_{x,y+1}^{s,i}| + |V_{x,y}^{s,i} - V_{x+1,y}^{s,i}|) / (K_V \times L_V) \\
 SOH_i^s &= \sum_{l=0}^{255} (\log_2 HIST\_Y^{s,i}[l] + \log_2 HIST\_U^{s,i}[l] + \log_2 HIST\_V^{s,i}[l])
 \end{aligned} \tag{3}$$

GOP의  $j$ 번째 프레임을 의미한다. 따라서  $Q_{i,1}^s$ 는  $i$ 번째 GOP에서 인트라 프레임을 의미하는 것이다.  $Q_s$ 에 대한 비트율을 예측하기 위해서 우리는 첫 번째로 인트라 프레임에 대해 복잡도를 측정하는 것이 목표이다. 프레임의 복잡도를 측정하기 위해서 Zhou의 방법을 이용하여 그 복잡도를 측정한다.  $Q_{i,1}^s \in Q_s$ 를 만족하는 프레임 복잡도,  $FC(Q_{i,1}^s)$ 는 다음 식 (3)와 같이 계산된다<sup>9)</sup>.

식 (3)에서  $Grad_i^s$ 와  $SOH_i^s$ 는 각각  $i$ 번째 인트라 프레임에서의 그래디언트 정보와 히스토그램의 통계치를 의미한다.  $Y_{x,y}^{s,i}$ 는  $(x,y)$ 화소 위치의 휘도 값이며  $U_{x,y}^{s,i}$ 와  $V_{x,y}^{s,i}$ 는 각각 색차 값들을 의미한다.  $K_Y \times L_Y$ ,  $K_U \times L_U$ ,  $K_V \times L_V$ 은 Y-, U-, V- 프레임들의 가로와 세로의 크기이다.  $HIST\_Y^{s,i}[l]$ 는 휘도 성분의 화소 값에 대한 히스토그램의 통계치를 나타낸 것이며,  $HIST\_U^{s,i}[l]$ 와  $HIST\_V^{s,i}[l]$ 은 색차 성분의 화소 값에 대한 히스토그램의 통계치이다.

식 (3)에서 정의한 프레임 복잡도와 실제 부호화되어 나온 비트량과의 관계를 나타내기 위해서 실험 영상을 고정된 QP(Quantization Parameter) 22를 사용하여 인트라 부호화하여 나온 결과를 그림 4에서 도시한다.

각각의 점은 하나의 인트라 프레임을 의미하며 측정된 복잡도를 가로 축에 표기하고 실제 부호화를 통해 나온 비트량을 세로 축에 표기한다. 또한 그림 4에 나타난 실선은 선형 회귀 분석을 통해 나온 결과를 도시한 것이며 이 선을 기준으로 상관도의 정도를 파악하기 위해 프레임의 복잡도와 비트와의 상관계수(correlation coefficient)의 결과를 나타낸다<sup>10)</sup>. 실험 영상에 대해 상관계수는 평균 0.934로서 이

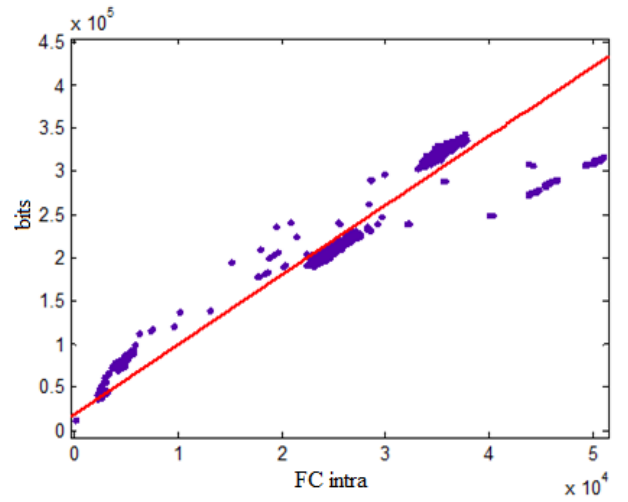


그림 4. 프레임 복잡도와 부호화된 비트에 관한 점 그래프  
Fig. 4. Scatter plots of the number of encoded bits versus frame complexity

는 부호화시 소요되는 비트량과 프레임 복잡도는 선형적인 관계를 가지고 있음을 알 수 있다. 따라서 인트라 프레임의 비트량을 예측하기 위해서 식 (3)의 프레임의 복잡도를 이용할 수 있다.

## 2. 후보 프레임 추출 방법

프레임 복잡도를 이용하여 하나의 실험 영상에서 인트라 부호화의 경우에 높은 비트율을 차지하는 후보 프레임을 추출한다. 이는 실험 영상에 따라 서로 다른 선형적 모델을 가지고 있어 하나의 선형적 모델로 나타낼 수 없다. 또한 그림 5와 같이 프레임 복잡도가 가장 높은 프레임이 항상

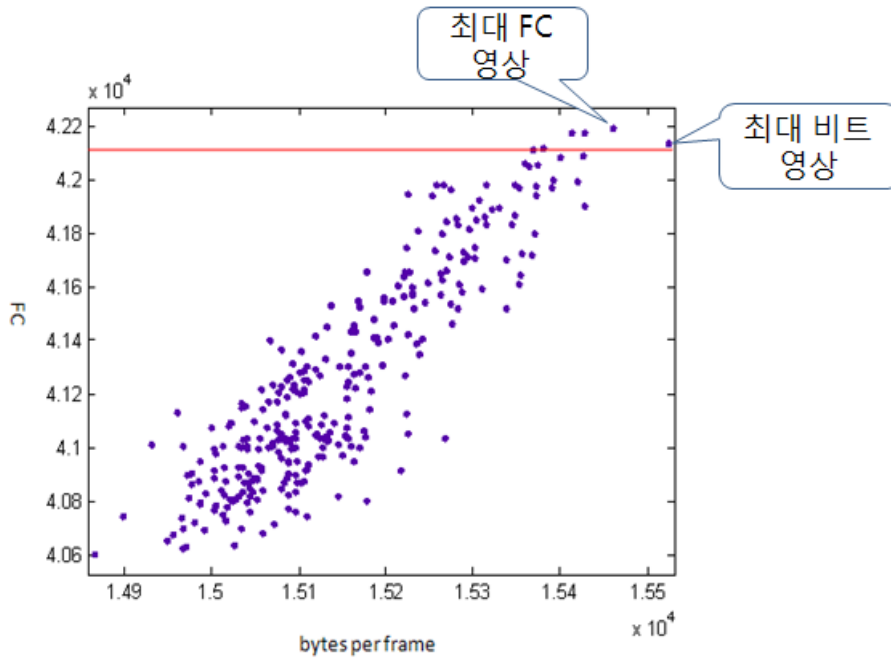


그림 5. 최대 비트와 최대 프레임 복잡도와의 관계  
 Fig. 5. The relationship of the maximum number of encoded bits and the maximum frame complexity

최대 비트량을 가지는 것은 아니기 때문에 프레임 복잡도가 가장 높은 프레임만을 추출하여 콘텐츠의 할당될 비트율을 예측하는 것은 그 정확도가 떨어질 수 있다.

따라서 본 논문에서는 프레임 복잡도에 임계치를 적용하여 비트가 많이 할당될 것으로 예상되는 후보 프레임 집합을  $Q_s$ 로부터 추출한다. 후보 프레임 집합  $T_s$ 는 총  $D$ 개의 인트라 프레임을 포함하며 후보 프레임 집합 안에 각각의 요소는 부호화된 비트가 많이 할당될 하나의 프레임이 되며 식 (4)와 같은 조건을 만족하면 후보 프레임 집합에 포함된다.

식 (4)에서  $I_{c,1}^s$ 는 후보 인트라 프레임을 의미하며  $\theta(\cdot)$ 는 총  $M$ 개의 인트라 프레임으로부터 추출하는 감소하지 않은 정합 함수이다. 만약  $FC(Q_{i,1}^s)$ 가 콘텐츠마다 적응적인 임계치  $\tau_s$ 보다 큰 값이라면 그  $i$ 번째 인트라 프레임인  $Q_{i,1}^s$ 는 후보 프레임  $I_{c,1}^s$ 으로 추출된다. 적응적 임계

치는 가우시안 모델 기반으로 만들어졌으며 비디오 콘텐츠에 따라 정해지게 된다.  $\mu_s$ 는  $s$ 번째 비디오 콘텐츠에서 프레임 복잡도의 평균이고,  $\sigma_s$ 는 프레임 복잡도들의 표준편차를 의미한다.  $k$ 는 통계적 분석을 이용해 선택된 임계치를 조절하는 상수이다. 통계적인 분석을 이용해  $k$ 를 결정하기 위해서 프레임 복잡도들에 대한 분포를 먼저 알아야 한다. 따라서 이들을 이용한 적합도 검정을 실시한다.

프레임 복잡도의 분포는 식 (5)와 같이 가우시안(Gaussian) 확률밀도함수(Probability Density Function, PDF)를 따른다고 가정하고 이 가정을 이론적 분포와 실제 프레임 복잡도의 데이터 분포 적합성 검정을 통해 가우시안 분포임을 검증하였다<sup>[11]</sup>.

$$f_X(x_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_x^2}} e^{-\frac{(x_i - \mu_x)^2}{2\sigma_x^2}} \quad (5)$$

$$T_s = \left\{ I_{c,1}^s \mid \theta(c) = i \text{ and } c = c + 1, \text{ if } FC(Q_{i,1}^s) \geq \tau_s \right. \\ \left. \text{where } \tau_s = \mu_s + k\sigma_s, 1 \leq c \leq D \leq M, \text{ and } 1 \leq i \leq M \right\} \quad (4)$$

이러한 가우시안 분포의 확률밀도함수는 두 모수 평균  $\mu_X$ 와 표준편차  $\sigma_X^2$ 에 의해 결정된다. 임계치  $\tau_s$ 의  $k$ 값을 결정하기 위해서 가설 검정(Hypothesis Testing) 기반의 통계적 방법을 이용한다. 본 논문에서의 귀무가설  $H_0$ 는 실제 최대 비트량을 출력한 인트라 프레임이 후보 프레임 집합  $\mathbf{T}_s$ 에 포함되지 않는다고 가정한다. 대립가설  $H_1$ 은  $\mathbf{T}_s$ 에 최대 비트량을 가지는 인트라 프레임이 후보 프레임 중 하나일 때를 가정한다. 실제 부호화하여 최대 비트량을 가지는 프레임이  $h$ 번째라고 할 때,  $I_h$ 라고 표기하고 위에서 설명된 가설을 식 (6)과 같이 수식으로 정의한다.

$$\begin{aligned} H_0: I_{h,1}^s &\notin \mathbf{T}_s \\ H_1: I_{h,1}^s &\in \mathbf{T}_s \end{aligned} \quad (6)$$

식 (4)에서 영상별로 프레임 복잡도에 대한  $\mu_s$ 와  $\sigma_s$ 가 주어지면,  $FC(Q_{i,1}^s) = \mu_s + k_s \sigma_s$ 의 조건을 만족하는  $k_s$ 를 계산할 수 있다. 식 (6)의 가설을 검증하기 위해 실험 영상들을 대상으로  $k$ 를 0부터 3.0까지의 값을 조정하며 귀무가설  $H_0$ 을 기각하는  $k_s$ 를 찾는다. 영상별로  $k_s$ 는 다양하게 분포하고 있으며 높은 복잡도를 가지는 영상이 대체적으로 높은 값의 분포를 나타내기 때문에  $k_s$ 가 크다는 것을 알 수 있다. 실험을 통해 나온  $k_s$ 값들 중, 식 (6)의 귀무가설  $H_0$ 를 모두 기각하는 값들의 범위는  $k_s \geq 1.2$ 이기 때문에 본 논문에서 최종적으로 결정한  $k$ 는 가장 작은 값에 해당하는 1.2로 결정한다.

### 3. 모델 기반의 비트율 예측 방법

추출된 후보 프레임의 집합  $\mathbf{T}_s$ 는 모두 인트라 프레임을 포함하는데, 비트율은 GOP 단위로 예측하기 때문에 추출된 해당 인트라 프레임을 포함한 인터 프레임들을 함께 구성하여 비트율을 예측하는데 사용된다. 이렇게 추출된 GOP들 중에서 첫 번째 인트라 프레임에 대해서 부호화를 진행한다. 인트라 프레임은 일반적으로 GOP내에서 가장 높은 비트량을 차지한다. 또한 인터 프레임들은 이 인트라 프레임으로부터 예측 부호화를 수행하여 인터 프레임을 예

측하게 된다. 비트율은 양자화기(Quantizer)와 관련이 있고, 동시에 화질과도 관련이 있다. 따라서 인트라 프레임의 비트를 예측하기 위해서 H.264/AVC의 양자화 과정으로부터 화질과 양자화 파라미터 간의 모델을 수식으로 유도하고자 한다.

H.264/AVC에서 양자화 파라미터와 양자화 단계와의 관계를 식 (7)과 같이 정의한다<sup>[12]</sup>.

$$Q_{step} = \frac{2^{qbits} \times PF}{MF} \quad (7)$$

여기서  $PF$ 와  $MF$ 는 각각 H.264/AVC 표준에서 사용하는 Post scaling Factor와 Multiplication Factor이며  $qbits$ 는  $qbits = 15 + floor(QP/6)$ 으로 정의된다.

객관적 왜곡 척도인 평균제곱오차를 이용하여, H.264/AVC의 양자화 과정에서 발생하는 왜곡을 균일 양자화로 가정하고 식 (8)과 같이 정의할 수 있다.

$$MSE = \frac{1}{Q_{step}} \int_{-Q_{step}/2}^{Q_{step}/2} u^2 du = \frac{Q_{step}}{12} \quad (8)$$

식 (7)과 (8)을 통하여 PSNR과 양자화 파라미터의 관계를 정리하면 식 (9)와 같이 선형 모델로 유도된다.

$$PSNR = -a \cdot QP + b \quad (9)$$

여기서  $a$ 와  $b$ 는 모델 파라미터가 되며, 선형 방정식의 기울기에 해당하는  $a$ 는 항상 1.0034보다 작은 것으로 나타난다.

본 논문에서는 목표 PSNR을 사용자가 제공해주고 선형 회귀 분석을 통해 계산된 모델 파라미터도 계산되기 때문에 양자화 파라미터를 식 (10)과 같이 예측할 수 있다.

$$QP_e = \frac{b - PSNR_t}{a} \quad (10)$$

여기서  $QP_e$ 는 예측된 양자화 파라미터이며,  $PSNR_t$ 는 사용자로부터 미리 정의된 목표 화질이다. 또한  $a$ 와  $b$ 는

선형 회귀 분석을 통해 얻어진 상수이다. 이러한 회귀 분석은 간단히 정의하자면 주어진 데이터를 가장 잘 나타낼 수 있는 수식을 찾아내는 방법이다<sup>[10]</sup>.

식 (10)의 예측된 양자화 파라미터를 이용하여 먼저 인트라 프레임에 대한 비트 예측이 가능하다. 인트라 프레임의 비트를 예측하기 위해서 간단하면서 효율적인 비트율과 양자화(Rate-Quantization, R-Q)에 관한 모델을 이용한다. Zhou 방법에서는 양자화 파라미터와 실제 부호화되는 비트량과의 관계가 지수(Exponential) 관계로 모델링 되었다. 인트라 프레임 모델은 식 (11)과 같다<sup>[9]</sup>.

$$R_{c,1}(QP_e) = \alpha \times e^{-\beta \times QP_e} \quad (11)$$

여기서  $R_{c,1}(QP_e)$ 은 예측된 양자화 파라미터  $QP_e$ 를 이용한  $c$ 번째 후보 인트라 프레임의 비트를 의미한다.  $\alpha$ 와  $\beta$ 는 각각 모델 파라미터를 의미한다.

인트라 프레임은 인트라 프레임에 비해 고려할 사항이 많다. 특히 H.264/AVC는 인트라 프레임을 부호화하기 위해 움직임 정보에 대한 기법 등을 다양하게 사용하였으며, 이는 인트라 프레임보다 인트라 프레임이 상당수의 적은 비트량으로 할당됨으로써 비트 절감 측면에서 높은 성능을 보이는 것이 가능하였다. 그렇기 때문에 인트라 프레임은 인트라 프레임과 유사한 방식으로 예측하는 것이 어렵다.

본 논문에서는 트랜스코딩 환경에서 비트율을 변환하는 방법을 제안한 Tang의 방법을 이용하여 인트라 프레임의 비트율을 예측하고자 한다. 인트라 프레임의 비트 예측,  $R_{c,j+1}(QPP)$ 는 식 (12)와 같다<sup>[13]</sup>.

$$R_{c,j+1}(QPP) = R_{c,j+1}(QP_s) \times 2^{(QPP-QP_s)/6}, \quad (12)$$

$$1 \leq j \leq N-1$$

$QPP$ 는 인트라 프레임의 양자화 파라미터를 의미하며 인트라 프레임에서 예측된 양자화 파라미터를 이용한 것으로써  $QP_e + 1$ 이다. 이것은 H.264/AVC 비트율 제어기법에서 인트라 프레임에서  $QP + 1$ 을 활용하여 인트라 프레임의 양자화 파라미터를 참조하는 것과 동일하게 적용하였다.

식 (12)에서  $c$ 번째 GOP의  $(j + 1)$ 번째 인트라 프레임의 비트를  $R_{c,j+1}(QPP)$ 라고 표기한다.  $N$ 은 GOP의 크기를 의미한다. 트랜스코딩을 위해서는 참조를 위한 부호화된 데이터가 필요하다. 이를 위해서 하나의 GOP내의 모든 인트라 프레임들을  $QP_s$ 를 26으로 설정하여 부호화하며  $R_{c,j+1}(QP_s)$ 로 표기한다. 이러한 양자화 파라미터 대역은 H.264/AVC에서 사용하는 전체 양자화 파라미터들의 중간 값에 해당한다.

식 (11)과 식 (12)를 이용하여 인트라 프레임과 인트라 프레임들의 비트를 예측하여 각 GOP의 비트량을 예측할 수 있다. 따라서 후보 인트라 프레임을 포함하는 각 GOP의 비트량  $R_c$ 를 다음과 같이 정의한다.

$$R_c = R_{c,1} + \sum_{j=1}^{N-1} R_{c,j+1} \quad (13)$$

후보 인트라 프레임 개수 만큼 주어지는 GOP에서 식 (13)을 통해 예측된 비트량 중 가장 높은 비트를 차지하는 GOP의 비트량으로 비디오 콘텐츠의 단일 비트율을 예측한다. 식 (14)는 비디오 콘텐츠의 단일 비트율(Bits Per Second, BPS)을 계산하는 최종식이 된다.

$$BPS = FPS \times \frac{\operatorname{argmax}_c \{R_c | 1 \leq c \leq D\}}{N} \quad (14)$$

여기서 FPS는 초당 프레임수(Frames Per Second, FPS)이며  $N$ 은 GOP의 크기,  $D$ 는 추출된 후보 인트라 프레임 개수이다.

#### 4. 비트율 예측을 위한 속도 향상 방법

비트율을 예측하는 구조는 부호화 이전에 일종의 전처리 기로써 동작한다. 따라서 기존의 부호화기 시스템 전체적으로 보면 예측하는데 따른 추가적인 시간이 필요하다. 방대한 양의 콘텐츠를 빠른 시간 내에 부호화를 해야만 하므로 전체 시스템 측에서는 빠른 처리가 중요한 요소로 작용



한다.

비트율을 예측하는데 처리시간과 밀접한 관계가 있는 것은 후보 프레임의 집합,  $T_s$ 이다.  $\tau_s$ 의 임계치를 적용하여 추출된 후보 프레임의 개수가 많으면 비트율을 예측하는데 부호화하는 프레임 수가 많아지기 때문에 비트율 예측을 위한 처리시간이 많이 소요된다. 따라서 본 논문은 추출된 후보 GOP들의 시간적 특징을 분석하여 그 중복성을 제거함으로써 처리시간을 감소시킬 수 있는 방법을 제안한다. 먼저 식 (4)에서 정의된 후보 인트라 프레임의 집합에서 해당 인트라 프레임을 포함한 GOP들의 집합,  $\hat{T}_s$ 로 다시 정의한다.

$$\hat{T}_s = \{I_{c,j}^s | 1 \leq j \leq N, 1 \leq c \leq D\} \quad (15)$$

식 (15)에서  $I_{c,j}^s$ 는  $c$ 번째 GOP내의 인트라 또는 인터 프레임을 의미하며  $N$ 은 각 GOP의 프레임 개수가 된다.  $D$ 는 GOP의 개수를 의미한다.

$\hat{T}_s$ 내에 GOP들간의 특징을 분석하기 위해서 각 프레임을 순위 프레임으로 변형하여 순위 정합 방법을 이용한다<sup>[14]</sup>. 우선 동영상의 휘도값을 측정하기 위해 그림 6(a)와 같이 비디오의 프레임을  $B_x \times B_y$ 로 나눈다. 이는 프레임이 나뉘어진 모든 영역(블록)이 영상의 변화에 대해 영향을 동등하게 받게 하면서 계산을 효율적으로 하기 위해  $2 \times 2$ 의 크기로 프레임을 나눈다. 그림 6(b)와 같이  $2 \times 2$ 로 나누어진 각 블록은 평균 휘도값을 계산하고 이것을 기준으로 큰

값을 가지는 블록일수록 높은 순위를 갖도록 순위값을 그림 6(c)와 같이 할당한다. 이와 같이 영상의 각 프레임,  $I_{c,j}^s \in \hat{T}_s$ 에 대해서 순위 프레임을  $G[I_{c,j}^s]$ 로 표기한다.

본 논문에서는 두 순위 프레임간의 유사성을 측정하기 위해서 Spearman의 순위 상관 계수(Rank Correlation Coefficients, RCC)를 이용한다<sup>[15]</sup>.

$$RCC(G[I_{c,j}^s], G[I_{c,j+1}^s]) = 1 - \frac{6 \times Diff(G[I_{c,j}^s], G[I_{c,j+1}^s])}{B \times (B^2 - 1)} \quad (16)$$

$Diff(\cdot)$ 는 두 비교 요소인 순위 프레임 내에 블록 순위 일치도를 의미한다.  $B$ 는 블록의 총 개수로 4의 값을 갖는다.

식 (16)을 이용하여 GOP 내에서 프레임간이 모두 유사한지 여부를 파악하기 위해  $c$ 번째 GOP 내의 순위 상관 계수의 평균을 계산한다.

$$\omega_c = \frac{1}{N-1} \sum_{j=1}^{N-1} RCC(G[I_{c,j}^s], G[I_{c,j+1}^s]) \quad (17)$$

그림 7과 같이  $\omega_c$ 가 1인 경우는 GOP내의 이웃하는 프레임 간의 상관 관계가 높다고 할 수 있으며  $\omega_c = 1$ 인 영역은 각 GOP에 할당 되는 비트량이 유사하게 나올 수 있다. 그러나 항상 만족하는 것은 아니다. 두 영역에 동일한  $\omega_c$ 를 가져도 두 GOP의 비트가 유사하지 않을 수 있다. 이는 GOP내의 순위 상관 계수의 평균이 동일하지만 실제 GOP내의 순위 프레임은 다를 수 있기 때문이다. 예를 들어 첫 번째 GOP 내의 순위 프레임이 모두 {1, 2, 3, 4}라고 가정하면  $\omega_1$ 는 1이 되고 두 번째 GOP 내의 순위 프레임이 모두 {2, 4, 3, 1}의 순위를 가진다면 역시  $\omega_2$  또한 1이 된다.

두 GOP는 동일한 순위 상관 계수의 평균을 가지지만, GOP 내의 순위 프레임이 서로 다르기 때문에 GOP 간의 비트량이 유사하게 예측되지 않을 것이다. 따라서 본 논문에서는 순위 상관 계수 평균을 두 개의 GOP 간의 값이 쌍으로 동일한지를 여부를 조사할 필요가 있다. 식으로 정리하면 다음과 같다.

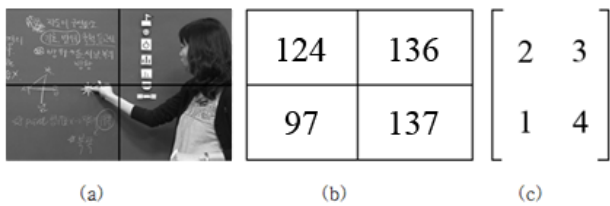


그림 6. 순위 정보에 관한 예: (a)동일한 블록  $B_x \times B_y$ 으로 분할된 영상, (b)블록들의 평균 값, (c)(b)의 순위 정보

Fig. 6. An example of ordinal signature: (a) Image is partitioned into  $B_x \times B_y$  equal-sized blocks ( $2 \times 2$  in this example), (b) Average values of blocks, (c) Ordinal signature of (b)

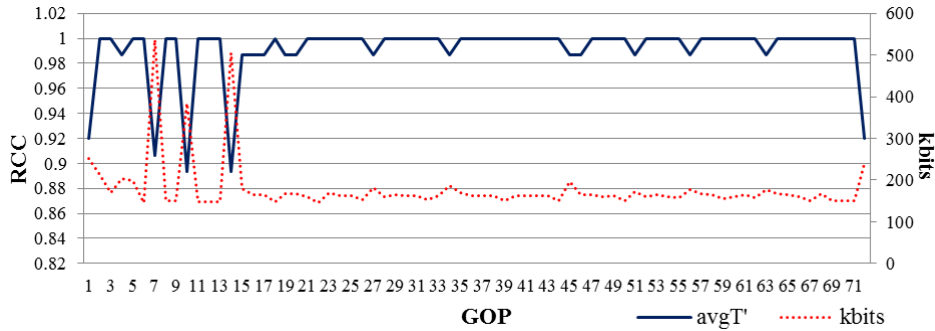


그림 7. 순위 상관 계수의 평균과 실제 비트량과의 관계  
 Fig. 7. The relationship between the actual number of encoded bits and average of RCC

$$\lambda_c = \begin{cases} 1, & \text{if } \omega_c = \omega_{c+1} = 1 \text{ and } G[I_{c,1}^s] = G[I_{c+1,1}^s] \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (18)$$

$\omega_c$ 와  $\omega_{c+1}$ 은 각각  $c$ 번째 GOP와  $c+1$ 번째 GOP의 순위 상관 계수 평균을 의미하며  $G[I_{c,1}^s]$ 와  $G[I_{c+1,1}^s]$ 는  $c$ 번째 GOP와  $c+1$ 번째 GOP 각각의 첫 번째 프레임들에 대한 순위 프레임을 의미한다. 따라서  $\lambda_c$ 가 1을 가지는 의미는 두 GOP 간의 유사한 비트  $R_c$ 를 예측될 것이고, 반면  $\lambda_c$ 가 0이면 서로 다른 비트  $R_c$ 를 예측할 것이다. 임의의 연속적인 구간에서 유사한 비트  $R_c$ 가 예측된다는 것을  $\lambda_c$ 의 값으로 예측이 가능하기 때문에 그 구간의 모든 GOP들을 부호화하는 대신 대표 GOP 하나만을 이용하여 비트량을 예측하는 것이 효율적이다. 대표 GOP를 key-GOP라고 정의하며 key-GOP로 선택되는 기준은 그 구간에서 가장 큰 값의 프레임 복잡도를 가지는 GOP를 선택한다. 또한  $\lambda_c$ 가 0인 구간은  $R_c$ 의 예측이 가변적이기 때문에 모든 GOP를 부호화를 통해 비트를 예측한다. 식 (18)을 통해 앞서 설명된 선택 기준을 통해 최종적으로 key-GOP 집합( $H_s$ )을 구성하며 이는 식 (15)의  $\hat{T}_s$ 의 개수보다 일반적으로 작거나 같기 때문에 계산적인 복잡도를 감소시킬 수 있다.

#### IV. 실험 결과 및 분석

단일 비트율 예측 구조에 관한 성능을 검증하기 위해 사

용된 영상은 강의, 종교, 다큐멘터리, 드라마, 애니메이션, 뮤직비디오, 스포츠 등의 다양한 장르를 대상으로 실험하

표 1. 실험 영상  
 Table 1. Test sequences

분류	장르	실험 영상 (s)	실행 시간 (h:m:s)
저복잡도 영상	강의	A01	(00:22:26)
		A02	(00:23:54)
		A03	(00:28:03)
		A04	(00:29:48)
		A05	(00:30:54)
		A06	(00:30:37)
		A07	(00:23:41)
		A08	(00:27:07)
		A09	(00:23:01)
		A10	(00:26:46)
		A11	(00:27:22)
		A12	(00:25:54)
		A13	(00:34:04)
		A14	(00:35:40)
		A15	(00:30:40)
고복잡도 영상	종교 & 다큐멘터리	B01	(00:26:17)
		B02	(00:54:24)
		B03	(00:00:15)
		B04	(00:56:56)
		B05	(00:23:59)
		B06	(00:25:21)
	드라마 & 애니메이션	C01	(00:23:10)
		C02	(01:20:29)
		C03	(01:01:18)
		C04	(00:14:09)
	뮤직비디오 & 스포츠	D01	(00:25:02)
		D02	(00:04:13)
		D03	(00:09:49)
		D04	(00:32:43)
		D05	(00:23:26)

였다. 또한, 높은 복잡도의 영상과 낮은 복잡도의 영상에 대한 분류는 실제 주관적 인식에 따라 분류하였다. SD급 해상도로 이루어진 총 30개의 영상에 관한 정보는 표 1과 같다.

모든 실험은 Windows XP 운영체제에서 수행하였으며 Intel Core™ i7 950CPU 3.07GHz와 2GB RAM의 실험 PC 환경에서 진행하였다. 트랜스코더에서 MPEG-2 복호화기는 오픈 소스인 libmpeg2를 이용하여 구현하였으며, H.264/AVC 부호화기는 x264를 기반으로 구현되었다. 실험의 GOP 크기는 15로써 IPPP 구조 형식이다. 사용자가 미리 정할 수 있는 목표 화질은 42dB로 설정하였다.

SD급 비디오 콘텐츠의 고정 비트율은 2.5Mbps로 설정하였으며, 2.5Mbps로 부호화된 실험 영상과 비교하여 단일 비트율 예측을 통해 나온 예측 비트율과의 비트 감소율과 화질 측면에서 비교를 수행한다. 비트 감소율을 계산하기 위해 다음과 같은 식 (19)를 정의한다.

$$\Delta R(\%) = \frac{R_{2.5} - R_s}{R_{2.5}} \times 100 \quad (19)$$

여기서  $R_{2.5}$ 는 2.5Mbps의 고정된 비트율이며,  $R_s$ 는 제안하는 단일 비트 예측 구조에 의해 예측된 비트율이다.

하나의 비디오 콘텐츠에 대해서 비트율 예측을 수행하기 위해서는 프레임들을 부호화함으로써 예측할 수 있다. 전체 프레임들을 이용하는 대신에 후보 프레임들을 이용하여 부호화하여 비트율을 예측하기 때문에 후보 프레임의 개수가 처리 속도에 중요한 역할을 한다. 후보 프레임의 개수는 후보 GOP 추출방법  $\hat{T}_s$ 로써 결정된다. 그림 8은 후보 프레임의 집합  $T_s$ 와  $\hat{T}_s$ 의 요소 개수를 도시한 결과이다. 비트율 예측을 위한 속도 향상 방법이 적용된  $\hat{T}_s$ 은 저복잡도 영상에서 전체 프레임 중 평균 2.7%의 프레임만 이용하여 비트율 예측이 가능하며, 고복잡도 영상에서는 5.7%의 프레임만 이용하여 비트율 예측이 가능하다.

표 2는 저복잡도 영상에서 예측된 비트율에 따른 비트 감소율을 도시한다. 표에서 보면 저복잡도 영상에서는 고정된 비트율보다 더 낮은 비트율이 예측되는 것을 알 수 있다. 고복잡도 영상에서는 가장 높은 비트율인 고정된 비트율로 예측되었다.

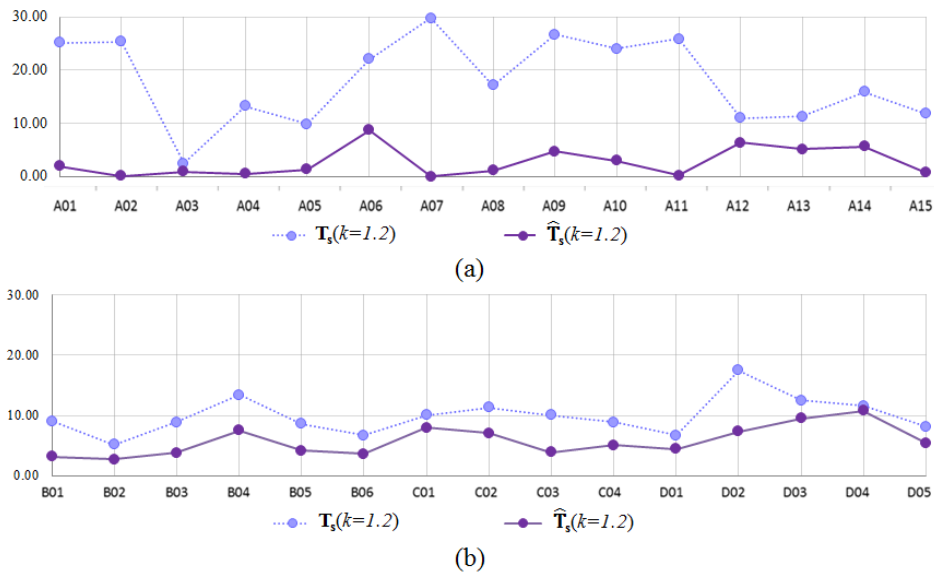


그림 8.  $T_s$ 와  $\hat{T}_s$ 의 후보프레임 개수의 비율( $k = 1.2$ ) : (a) 저복잡도 영상, (b) 고복잡도 영상  
 Fig. 8. The percentage the number of candidate frames in  $T_s$  and  $\hat{T}_s$  when ( $k = 1.2$ ) : (a)Low-complexity video, (b)High-complexity video

표 2. 저복잡도 영상에서 예측된 비트율 ( $k=1.2$ )  
 Table 2. The estimated bit rate when  $k=1.2$  in low-complexity video

장르	실험 영상 (s)	$T_s$		$\hat{T}_s$	
		$R_s$	$\Delta R(\%)$	$R_s$	$\Delta R(\%)$
강의	A01	1678	34.5	1438	43.8
	A02	1532	40.2	1532	40.2
	A03	1469	42.6	1469	42.6
	A04	1632	36.3	1011	60.5
	A05	1329	48.1	1329	48.1
	A06	1334	47.9	1213	52.6
	A07	1084	57.7	775	69.7
	A08	1466	42.7	1229	52.0
	A09	1545	39.6	1097	57.1
	A10	1501	41.4	1501	41.4
	A11	1972	23.0	1972	23.0
	A12	1328	48.1	1328	48.1
	A13	2139	16.4	2139	16.4
	A14	1810	29.3	1810	29.3
	A15	1852	27.7	1795	29.9

표 3은 표 2의 고정된 비트율과 예측된 비트율을 이용하여 각각 부호화한 PSNR 결과이다. 고정된 비트율과 비교하여 PSNR의 감소가 평균적으로 0.79dB 발생하였으나 예측된 비트율로 부호화된 PSNR의 결과가 모두 40dB 이상이다. 일반적으로 PSNR이 40dB가 넘으면 사람의 눈으로

표 3. PSNR의 성능 비교  
 Table 3. Performance comparison for PSNR

실험 영상 (s)	PSNR (dB)		실험 영상 (s)	PSNR (dB)	
	$R_{2.5}$	$R_s$		$R_{2.5}$	$R_s$
A01	45.97	44.63	B01	42.39	42.39
A02	46.24	44.95	B02	43.54	43.54
A03	46.95	45.57	B03	43.62	43.62
A04	47.16	45.21	B04	40.2	40.2
A05	46.71	45.19	B05	41.84	41.84
A06	49.64	45.39	B06	41.35	41.35
A07	47.13	44.62	C01	46.05	46.05
A08	46.57	44.62	C02	39.93	39.93
A09	46.87	44.96	C03	44.8	44.8
A10	46.37	45.05	C04	42.23	42.23
A11	46.2	45.63	D01	42.71	42.71
A12	46.1	44.64	D02	45.6	45.6
A13	45.65	45.23	D03	45.39	45.39
A14	43.99	42.98	D04	43.97	43.97
A15	46.5	45.57	D05	44.32	44.32
평균 PSNR 손실				-0.79	

화질의 차이가 거의 없다고 판단한다.

그림 9는 주관적 화질을 비교한 결과이다. (a)는 단일 비트율 예측 구조를 통해 예측된 비트율로 부호화한 결과이며 (b)는 기존의 고정된 비트율로 부호화한 결과이다. 두 영상간의 주관적 화질이 유지되는 것을 볼 수 있다.

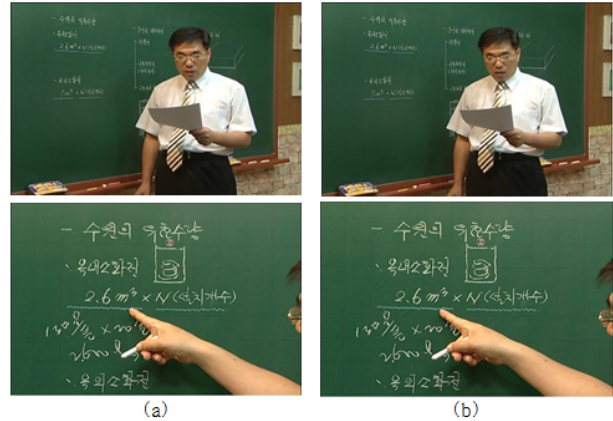


그림 9. 단일 비트율 예측 구조의 주관적 화질 비교 : (a) 예측 비트율, (b) 고정 비트율

Fig. 9. Comparison of subjective quality in single bit rate estimation scheme : (a)Estimated bit rate, (b)Fixed bit rate

## V. 결론

본 논문에서는 고정된 비트율 기반의 주관적 화질을 유지하면서 비디오 콘텐츠별 특성을 고려하여 적절한 비트율을 예측할 수 있는 구조를 제시하여 비디오 콘텐츠를 스트리밍 서버에 저장하거나 네트워크를 통해 전송할 때 저장매체와 네트워크 대역폭을 효율적으로 사용할 수 있게 하였다.

제안하는 비트율 예측 구조에서는 하나의 비디오 콘텐츠에서 비트의 양이 가장 많이 할당될 것으로 예측되는 GOP를 분석하여 단일 비트율을 예측한다. 제안하는 방법을 사용하면 다수의 부호화를 통해 육안으로 주관적 화질 검증을 반복적으로 수행하지 않고 일부 프레임만을 부호화하여도 시청자가 주관적 손실을 거의 느끼지 못하는 수준에서 자동적으로 비트율을 결정할 수 있다.

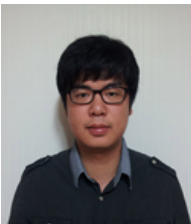
제안한 예측 구조는 하나의 후보 프레임 집합을 추출할

때 저복잡도 영상의 후보 프레임 집합에 시간적 중복성이 강한 특성을 고려하여 후보 프레임 개수를 줄여서 속도 향상을 얻는 단일 비트율 예측 구조이다. 제안한 구조를 실제 IPTV와 같은 방통융합 서비스에서 제공하는 영상을 대상으로 성능을 실험하였을 때 평균적으로 전체 프레임의 약 4% 후보 프레임들만을 부호화하여 비트율을 예측할 수 있었고, 비트율 측면에서는 고정 비트율에 비해 저복잡도 영상에서 평균 43%의 비트 감소율을 얻었다.

### 참 고 문 헌

- [1] S.O. Hwang, "Content and Service Protection for IPTV," IEEE Transactions on Broadcasting, vol.55, no.2, pp.425-436, Jun. 2009.
- [2] S. Park and S.H. Jeong, "Mobile IPTV: Approaches, Challenges, Standards and QoS Support," IEEE Internet Computing, vol.13, no.3, pp.22-31, May - Jun. 2008.
- [3] T. Kim and H. Bahn, "Implementation of the Storage Manager for an IPTV Set-Top Box," IEEE Transactions on Consumer Electronics, vol.54, no.4, pp.1770-1775, Nov. 2008.
- [4] J. Maisonneuve, M. Deschanel, J. Heiles, Wei Li, Hong Liu, R. Sharpe, and Yiyang Wu, "An Overview of IPTV Standards Development," IEEE Transactions on Broadcasting, vol.55, no.2, pp.315-328, Jun. 2009.
- [5] L. Zhu and S. Zhang, "IPTV and Coding Technology," in Proc., IET Int. Conf., Wireless Mobile & Multimedia Networks, Jul. 2006.
- [6] ITU-R Rec. BT.500-11, "Methodology for the Subjective Assessment of the Quality of Television Pictures," Jun. 2002.
- [7] W.J. Kim, J.W. Yi, and S.D. Kim, "A Bit Allocation Method based on Picture Activity for Still Image Coding," IEEE Transactions on Image Processing, vol.8, no.7, pp.974-977, Jul. 1999.
- [8] X. Jing and L.-P. Chau, "A Novel Intra-Rate Estimation Method for H.264 Rate Control," in Proc., IEEE Int. Symposium on Circuits and Systems, May 2006.
- [9] Y. Zhou, Y. Sun, Z. Feng, and S. Sun, "New Rate-Distortion Modeling and Efficient Rate Control for H.264/AVC Video Coding," Signal Processing: Image Communication, vol.24, no.5, pp.345-356, May 2009.
- [10] A.L. Edwards, *An Introduction to Linear Regression and Correlation*, W.H. Freeman, pp.33-46, 1976.
- [11] A. Papoulis and S.U. Pillai, *Probability, Random Variables and Stochastic Processes*, McGraw-Hill, 2002.
- [12] Y. Liu, Z.G. Li, and Y.C. Soh, "A Novel Rate Control Scheme for Low Delay Video Communication of H.264/AVC Standard," IEEE Transactions on Circuit and Systems for Video Technology, vol.17, no.1, pp.68-78, Jan. 2007.
- [13] Q. Tang, H. Mansour, P. Nasiopoulos, and R. Ward, "Bit-Rate Estimation for Bit-Rate Reduction H.264/AVC Video Transcoding in Wireless Network," in Proc., of IEEE Int. Symposium on Wireless Pervasive Computing, pp.464-467, May 2008.
- [14] Jerome L. Myers and Arnold D. Well, *Research Design and Statistical Analysis*, Lawrence Erlbaum, 2010.
- [15] D.N. Bhat and S.K. Nayar, "Ordinal Measures for Image Correspondence," IEEE Transactions on Pattern Analysis, Apr. 1998.

### 저 자 소 개



Fei Huang

- 2010년 6월 : 남화대학교(University of South China) 전자정보공학과 졸업(공학사)
- 2011년 9월 ~ 현재 : 광운대학교 전자공학과 석사과정
- 주관심분야 : 영상 처리 시스템, 비디오 데이터 처리, 비디오 코딩



이 재 용

- 2011년 2월 : 광운대학교 전자공학과 졸업 (공학사)
- 2011년 3월 ~ 현재 : 광운대학교 전자공학과 석사과정
- 주관심분야 : 영상 처리 시스템, 얼굴 인식, 비디오 데이터 처리

---

저 자 소 개



오 승 준

- 1980년 2월 : 서울대학교 전자공학과 졸업(학사)
- 1982년 2월 : 서울대학교 전자공학과 대학원 졸업(석사)
- 1988년 5월 : 미국 Syracuse University 전기/컴퓨터공학과 졸업(박사)
- 1982년 3월 ~ 1992년 8월 : 한국전자통신연구원 근무(멀티미디어연구실 실장)
- 1986년 7월 ~ 1986년 8월 : NSF Supercomputer Center 초청 학생연구원
- 1987년 5월 ~ 1988년 5월 : Northeast Parallel Architecture Center 학생연구원
- 1992년 9월 ~ 현재 : 광운대학교 전자공학부 교수 (VIA-Multimedia Center 멀티미디어연구실)
- 2002년 3월 ~ 현재 : SC29-Korea 의장 및 MPEG Forum 부의장
- 주관심분야 : 비디오 데이터 처리, 비디오 코딩, 비디오 및 영상압축, 멀티미디어시스템