

논문 2010-47SP-3-3

Transform Domain Wyner-Ziv 비디오 부호를 위한 효과적인 상관 채널 모델링

(Efficient Correlation Channel Modeling for Transform Domain
Wyner-Ziv Video Coding)

오 지 은*, 정 천 성*, 김 동 윤*, 박 현 욱**, 하 정 석**

(Jieun Oh, Chunsung Jung, Dongyoon Kim, Hyunwook Park, and Jeongseok Ha)

요 약

모바일 영상 서비스와 센서 네트워크와 같은 저전력, 저복잡도의 비디오 부호기를 필요로 하는 분야의 수요가 증대됨에 따라 프레임간의 상관성을 이용하지 않고 압축함으로써 낮은 복잡도로도 높은 압축률을 얻을 수 있는 분산 비디오 코딩에 대한 연구가 활발하게 진행되고 있다. 분산 비디오 코딩에서 부호기는 오류정정 부호기를 이용하여 원래 영상보다 압축된 형태의 신드롬을 생성한다. 반면, 복호기에서는 원본 영상을 추정하고 부호기에서 만들어진 신드롬을 이용하여 추정된 원본 영상의 오류를 정정한다. 이 때, 추정된 원본 영상을 보조 정보라 하며, 보조 정보는 원본 영상이 가상의 상관 채널을 통해 얻어진 영상이라 해석할 수 있다. 분산 비디오 코딩의 성능 향상을 위해서는 오류 정정 복호기와 최적 복원과정의 성능향상이 필요하며, 두 과정 모두 가상의 상관 채널의 정확도에 영향을 받는다. 본 논문에서는 오류 정정 복호기와 복원과정에서 최적의 입력값을 예측하기 위하여, 상관 채널의 구성 파라미터의 정확한 추정을 위한 효과적인 알고리즘들을 제안한다. 일반적으로 상관 채널은 라플라시안 분포로 모델링 되는데, 이 분포와 실제 채널 측정값과의 자승오류를 최소화 하는 알고리즘인 최소자승법 및 복잡도를 낮춘 변형된 알고리즘을 제안하였다. 또한, 신뢰구간 설정으로 기존의 채널 파라미터 추정 알고리즘을 사용할 때 오류를 줄이는 방법을 제안하였다. 제안된 알고리즘으로 Mother 영상과 Foreman 영상에서 각각 최대 PSNR이득 1.8 dB와 1.1 dB를 얻었으며, 특히 상관도가 낮은 영역에서 더 효과적인 성능 개선을 보인다.

Abstract

The increasing demands on low-power, and low-complexity video encoder have been motivating extensive research activities on distributed video coding (DVC) in which the encoder compresses frames without utilizing inter-frame statistical correlation. In DVC encoder, contrary to the conventional video encoder, an error control code compresses the video frames by representing the frames in the form of syndrome bits. In the meantime, the DVC decoder generates side information which is modeled as a noisy version of the original video frames, and a decoder of the error-control code corrects the errors in the side information with the syndrome bits. The noisy observation, i.e., the side information can be understood as the output of a virtual channel corresponding to the original video frames, and the conditional probability of the virtual channel model is assumed to follow a Laplacian distribution. Thus, performance improvement of DVC systems depends on performances of the error-control code and the optimal reconstruction step in the DVC decoder. In turn, the performances of two constituent blocks are directly related to a better estimation of the parameter of the correlation channel. In this paper, we propose an algorithm to estimate the parameter of the correlation channel and also a low-complexity version of the proposed algorithm. In particular, the proposed algorithm minimizes squared-error of the Laplacian probability distribution and the empirical observations. Finally, we show that the conventional algorithm can be improved by adopting a confidential window. The proposed algorithm results in PSNR gain up to 1.8 dB and 1.1 dB on Mother and Foreman video sequences, respectively.

Keywords : Correlation noise channel, Distributed video coding, Wyner-Ziv video coding, least square method.

* 학생회원, ** 정회원, 한국과학기술원 전기 및 전자과
(Department of Electrical Engineering, KAIST)

※ 본 연구는 지식경제부 산업원천기술개발사업 '차세대 모바일 영상서비스를 위한 초경량 비디오 부호화 원천기술 개발' 과제의 일환으로 수행되었음

접수일자: 2009년12월7일, 수정완료일: 2010년3월2일

I. 서 론

최근 비디오 코덱 분야에서 주목 받고 있는 분산 비디오 압축 기술 (Distributed Video Coding)은 부호기에서 움직임 예측(Motion Estimation)이 수행되어 움직임 정보를 전송하는 H.264/AVC와 같은 기존의 비디오 압축 시스템과 다르게, 움직임 예측 및 보상 (Motion Compensation)이 복호기에서 수행된다. 이와 같은 비디오 코덱 구조의 변화로 인해 움직임 예측으로 발생하는 복잡도가 복호기로 옮겨져 간단한 부호기의 구현이 가능해진다. 따라서 분산 비디오 압축 기술을 이용함으로써 상대적으로 제한된 계산량과 소비전력을 가지는 이동 휴대 단말 장치에서도 고품질도 비디오 서비스를 제공할 수 있게 될 것이다.

분산 비디오 압축 기술은 부호기에서 상관성 있는 두 소스 X 와 Y 를 독립적으로 압축할지라도 압축된 두 소스를 결합적으로 복호한다면, 최소 무손실 압축을 인 결합 엔트로피 $H(X, Y)$ 로 압축할 수 있음을 증명한 Slepian-Wolf 이론^[1]에 근거를 두고 있다. 그 후 Slepian-Wolf 이론은 손실 압축에 관한 Wyner-Ziv 이론^[2]으로 확장되었고, Wyner-Ziv 정리는 상관성 있는 두 소스 중 하나가 복호기의 보조 정보 (Side Information)로 제공되었을 때, 손실 압축의 이론적 경계를 제시한다.

분산 비디오 압축 기술의 성능은 보조 정보 생성 기술과 채널 부호 성능과 밀접한 연관성을 갖고 있다. 즉, 분산 비디오 코딩에서는 보조 정보를 원본 영상에 잡음이 더해진 형태로 해석하기 때문에, 분산 비디오 압축이 좋은 성능을 가지기 위해서는 정확한 보조 정보를 생성하여 잡음을 최소화함과 동시에 오류 정정 능력이 뛰어난 채널 부호를 이용하여 보조 정보의 오류를 정정해야 한다. 특별히, 보조 정보는 원본 영상이 가상의 상관 채널 (Virtual Correlation Channel)을 통과하여 수신된 신호로 해석할 수 있고, 효과적인 오류 정정 복호를 위해서는 보조 정보와 원본 영상 간의 상관 채널을 정확하게 예측할 필요가 있다. 상관 잡음 채널 모델링을 통하여, 오류 정정 복호기로 들어가는 연판정 (Soft Decision) 값을 시간과 공간에 대한 오류 정도에 따라 정확하게 할당할 수 있게 된다.

상관 채널은 Wyner-Ziv (WZ) 영상과 보조 정보간의 차분(Residual)에 대한 조건부 확률밀도 함수로 표현되며, 일반적으로 이 차분의 분포는 라플라시안

(Laplacian) 확률 밀도 함수로 모델링한다^[3]. 그러나 복호기에는 1)원본 WZ 영상이 존재하지 않고, 2) 오류의 분포가 시/공간적으로 변화가 일정하지 않기 때문에, 복호기에서 상관 채널을 정확하게 모델링 하는 것은 난제이다. 첫 번째 문제를 해결하기 위해, 원본 WZ영상과 보조정보의 차를 대신하여 움직임 보상된 원본 WZ영상의 앞, 뒤 키 프레임의 차를 이용한다^[3]. 시/공간적으로 가변적인 상관 채널에 의한 두 번째 문제는 다양한 단계에서의 상관채널 모델링으로 해결^[3-4]하는데, 픽셀 영역에서는 프레임, 블록, 픽셀 단계에서 이루어질 수 있으며, 변환영역에서는 프레임, 밴드, 계수 단계에서 이루어질 수 있다. 단계가 정교해짐에 따라 실제 오류 분포에 대한 정확한 예측이 이루어질 수 있다.

본 논문에서는 Discrete Cosine Transform (DCT) 변환 후 밴드별로 상관 채널을 모델링 하는 방법을 제안한다. DCT 주파수 밴드별로 각기 다른 오류분포를 가지고 있기 때문에, 상관 채널은 DCT 주파수 밴드마다 적응적으로 모델링한다. 현재 밴드별 상관 채널 모델링은 움직임 보상된 앞, 뒤 키 프레임의 차분 프레임을 DCT 변환 후, 밴드별 샘플 분산 (Sample Variance)의 계산^[3]으로 이루어진다. 그러나 차분 샘플들에 대한 샘플 분산을 구하여 라플라시안 분포를 모델링한 결과, 상관도가 낮은 주파수 밴드에서는 차분 밴드의 확률 분포와 분산추정을 통해 얻어진 확률 분포간의 오차가 크다는 것을 실험으로 확인하였다. 이러한 부정확한 채널 파라미터로 인해, 복호기의 성능 저하 및 불필요한 비트를 낭비가 발생하였다. 본 논문에서는 불필요한 비트를 낭비 문제를 해결하기 위하여, 차분 샘플의 확률 분포와 일치하는 정확한 상관 채널 모델링이 예측될 수 있도록, 개선된 채널 모델링 알고리즘을 제안하고자 한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 제 II 장에서는 전체 DVC 구조를 요약하고, 제 III 장에서는 제안된 최소자승법(Least Square Method)으로 라플라시안 분포의 파라미터 α 를 측정하는 방법 및 복잡도를 낮추어 파라미터 α 를 추정하는 알고리즘들을 제안하고자 한다. 제 IV 장에서는 실험결과를 바탕으로 제안한 알고리즘의 효율성을 점검하고, 제 V 장에서 결론 및 향후 연구 과제를 기술한다.

II. 시스템 구조

본 논문에서 제안하는 분산 비디오 코딩의 구조는 그림 1과 같이 유럽에서 연구된 DISCOVER* 구조를 따르고 있다. 제안하는 분산 비디오 코딩 구조는 크게 기존의 영상 압축 방식을 이용한 부/복호기와 채널 부호를 이용한 WZ 압축 부분으로 구성되어 있으며 각 부/복호기의 입력 프레임은 키 프레임과 WZ 프레임이라 한다. 본 논문에서는 키 프레임과 WZ 프레임이 번갈아 나타난다.

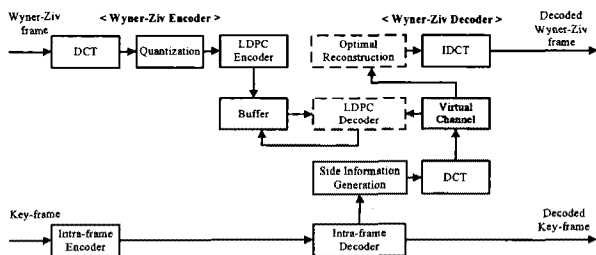


그림 1. 변환 영역 분산 비디오 코딩 구조
Fig. 1. The architecture of the distributed video coding in transform domain.

1. 부호화 과정

키 프레임은 H.264 인트라 부/복호화를 하며, WZ 프레임은 오류 정정 부호기의 입력으로 들어가기 위하여 4x4 블록 DCT 변환과 양자화 과정을 거치게 된다. 4x4 블록 DCT 변환된 프레임은 각 블록에서 같은 위치에 있는 DCT 계수들을 모아 하나의 밴드로 묶어, 총 16개의 주파수 밴드로 구성되며, 하나의 밴드는 프레임의 블록 개수만큼의 계수를 가지게 된다. 각 밴드는 서로 다른 주파수를 나타내며 각기 다른 중요도를 가지고 있기 때문에, 서로 다른 양자화 스텝사이즈로 선형양자화된다. 양자화 후, 양자화된 값을 비트로 표현하여 같은 레벨의 비트 (e.g. Most Significant Bit (MSB))들을 추출하여 양자화 비트 수만큼의 비트 평면을 가지게 된다. 그 후, MSB 비트 평면부터 차례대로 오류 정정 부호기의 입력이 된다. 채널용량에 접근하는 부호인 Low-Density Parity-Check (LDPC) 부호나 터보 부호가 현재 대부분의 DVC 시스템에서 채택하고 있는 오류 정정 부호이다. 분산 비디오 코딩에서는 LDPC 부호가 좀 더 채널 용량에 접근하는 것으로 알려져 있으며^[5] 본 연구에서는 가변 가능한 LDPC Accumulate

(LDPCA) 부호를 사용하였다.

2. 복호화 과정

가. 보조 정보 생성

복호기에서는 기존 비디오 복호 방식의 인트라 모드로 압축된 키 프레임을 복원해 낸다. 그리고 WZ 프레임의 복호를 위해 WZ 프레임과 상관관계가 높은 앞, 뒤 키 프레임들을 이용하여 보조 정보를 생성한다. 본 논문에서 사용하는 보조 정보를 생성방법은 회전을 고려한 양방향 움직임 예측 프레임 보간 기법^[9]을 사용하였다. 먼저 앞, 뒤 키 프레임 들을 이용한 양방향 움직임 예측을 수행하여 초기 움직임 벡터를 생성한다. 양방향의 움직임 예측을 사용하기 때문에 한 방향을 사용한 초기 벡터보다 더욱 정확한 초기 벡터를 예측할 수 있다. 초기 벡터의 불연속적인 움직임 벡터를 제거하기 위해 미디언 필터를 적용한 뒤 양방향으로 정밀 움직임 벡터를 보정을 하게 된다. 최종적으로 정밀 보정된 움직임 벡터를 이용하여 중첩된 블록 보상 방법을 통해 보조 정보를 생성한다. 보조 정보를 생성하는 것은 오류 정정 부호의 복호기와 함께 분산 비디오 코딩의 성능을 좌우하는 중요한 요소 중 하나이다^[5]. 보조 정보는 원본 WZ 프레임의 잡음이 더해진 형태로 간주되므로 LDPCA 부호의 반복복호 방식의 특성상 보조 정보가 가지는 오류가 적을수록 복호 성공 속도가 빨라진다. 또한 보조 정보는 복원 블록의 입력으로 사용됨으로 질 좋은 복원영상을 얻기 위하여 매우 중요한 부분이다.

나. 가상 채널 모델링

원본 WZ 프레임과 복호기에서 생성된 보조 정보는 각각 가상 채널의 입/출력으로 모델링하기 때문에, 보조 정보를 사용하기 위해서는 가상 채널의 통계적인 의존성을 예측 할 필요가 있다. 이 통계적인 모델은 LDPC 복호기의 입력인 초기 연관정 값을 계산할 때와 복원 블록에서 최적 복원을 할 때 필요하다. 이 가상의 채널을 상관 채널이라고 하며, 정교한 상관 채널 모델링은 보조 정보 생성과 함께 분산 비디오 코딩의 율-왜곡 (Rate-Distortion) 성능에 밀접한 영향을 준다. 본 논문에서는 상관 채널을 모델링하는 방법에 대해 연구하

* DIStributed CODing for Video sERrcives (DISCOVER)

였다. 기존의 상관 채널 모델링 방법은 아래 과정과 같이 DCT 주파수 밴드별 상관 채널을 모델링하는 것^[3-4]이다.

1단계: 차분 프레임 생성

복호기에는 원본 WZ 프레임이 존재하지 않으므로 움직임 보상된 앞, 뒤 키 프레임간의 차를 원본 WZ 영상과 보조 정보간의 차로 가정하고 식 (1)과 같이 차분 프레임을 생성한다.

$$R(x, y) = X_B(x + dx_b, y + dy_b) - X_F(x + dx_f, y + dy_f) \quad (1)$$

여기서 (dx_b, dy_b) 와 (dx_f, dy_f) 는 WZ 프레임의 앞, 뒤 움직임 보상된 프레임인 X_B, X_F 를 생성하기 위한 움직임 벡터를 나타내며, (x, y) 는 픽셀의 위치를 나타낸다.

2단계: 차분 프레임의 DCT 변환

생성된 차분 프레임은 식 (2)와 같이 절댓값을 취한 후 4×4 DCT 변환을 하여, 같은 DCT 계수끼리 묶고 16개의 밴드를 형성한다.

$$T_b(u, v) = DCT[ABS(R(x, y))] \quad (2)$$

여기서 b 는 밴드 인수를 나타낸다.

3단계: 밴드별 샘플 분산 계산

상관 채널은 밴드별로 모델링하여 식 (3a, b)와 같이 샘플 분산을 계산한다.

$$\hat{\sigma}_b^2 = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N t_{b,k}^2 - \hat{m}_b^2 \quad (3.a)$$

$$\hat{m}_b^2 = \left[\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N t_{b,k} \right]^2 \quad (3.b)$$

여기서 N 은 주파수 밴드의 길이로 4×4 블록의 개수를 나타내며, $t_{b,k}$ 는 b 번째 밴드의 k 번째 계수를 나타낸다.

4단계: 밴드별 채널 파라미터 α 의 추정

밴드별 상관 채널은 식 (4)와 같이 라플라시안 분포로 모델링하여, 채널 파라미터 $\hat{\alpha}_b$ 를 식 (5)와 같이 밴드별 샘플 분산으로부터 계산한다.

$$f_{T_b}(t) = \frac{\hat{\alpha}_b}{2} e^{-\hat{\alpha}_b |t|} \quad (4)$$

$$\hat{\alpha}_b = \sqrt{2/\hat{\sigma}_b^2} \quad (5)$$

본 논문에서는 샘플 분산을 통해 계산된 파라미터 α 에 의한 라플라시안 분포가 상관도가 낮은 밴드에서 실제 차분 밴드의 확률 질량 함수와 오차가 있는 것을 확인하고 실제 분포와 가장 일치되는 분포를 얻을 수 있는 파라미터 α 를 찾고자 알고리즘을 제안하였다.

다. WZ 복호화

보조 정보는 LDPC 복호기의 입력 계산을 위해 부호기에서의 과정과 동일하게 DCT 변환과 양자화를 거친다. 그리고 DCT 주파수 밴드별로 보조 정보와 WZ 프레임과의 오류 정도에 상응하는 상관 채널 파라미터로 연관정 값을 계산하여 부호기로부터 전송 받은 신드롬과 함께 LDPC 복호기의 입력으로 들어간다. 밴드 별로 오류의 정도를 정확하게 측정해야 그 신뢰도에 따라 오류를 정정해 낼 수 있기 때문에 상관 관계 채널은 LDPC 복호기의 성능에 매우 중요한 역할을 한다. 만약 LDPC 복호가 실패할 경우, 여분의 신드롬 정보를 피드백 채널을 통해 부호기로부터 받아 다시 LDPC 복호를 진행한다. LDPC 복호가 성공하면 복호된 비트 평면은 다시 역양자화를 거쳐 최종 단계인 복원 블록의 입력으로 들어간다.

라. 최적 복원

최적 복원 (Optimal Reconstruction) 블록에서 입력 값으로 받은 DCT 계수 값들은 양자화 잡음이 더해진 값으로 정확한 계수 값에서 벗어나는 값이다. 따라서 실제 값과 오류를 최소화 하도록 원본 WZ 계수를 복원해야 한다. 실제 계수 x 와 복원 계수 \hat{x} 간의 차의 자승의 기대값 $E[(x - \hat{x})^2]$ 이 최소화 되도록 하는 최적의 복원 값 \hat{x}_{opt} 은 보조 정보와 양자화 폭이 주어진 조건에서 원본 계수의 기댓값이며 식 (6)과 같이 나타낼 수 있다.

$$\hat{x}_{opt} = E[x | x \in [z_i, z_{i+1}), y] = \frac{\int_{z_i}^{z_{i+1}} x f_{X|Y}(x) dx}{\int_{z_i}^{z_{i+1}} f_{X|Y}(x) dx} \quad (6)$$

이와 같은 복원 방식은 Minimum Mean-Squared Error (MMSE) 복원 방식^[6]으로, 보조 정보와 복원할

계수의 범위를 알고 있는 상황에서 최적의 복원방식이 라 할 수 있다. 위 식 (6)에서 사용한 조건부 확률 분포 즉, $f_{x|y}(x)$ 는 상관 채널을 의미한다. 그러므로 상관 채널의 개선된 모델링을 통하여 최적의 복원 값을 얻을 수 있다. 본 논문에서 중점적으로 연구된 부분은 그림 1에서 회색 블록 부분인 복호기의 가상의 상관 잡음 채널 (Virtual Channel) 이며, 가상 채널 모델링을 통해 얻은 채널 파라미터를 이용하여 오류 정정 복호기의 성능향상과 최적 복원 블록의 성능향상을 얻을 수 있다.

III. 제안하는 상관 채널 모델

1. 최소 자승법 상관 채널 모델

상관도가 낮은 밴드의 경우, 차분 샘플의 측정된 확률 분포 (Probability Mass Function (PMF))가 라플라시안 확률 분포를 따르고 있지만, 샘플 분산을 통하여 추정된 $\hat{\alpha}$ 으로 모델링한 라플라시안 확률 밀도 함수 (Probability Density Function (PDF))^[3~4]와는 일치하지 않음을 그림 4 (x 마커)에서 확인할 수 있다. 따라서 본 논문에서는 차분 밴드의 측정된 확률 분포 (PMF)와 라플라시안 확률 밀도함수 (PDF)의 오차를 최소화하는 최소 자승법을 이용하여 채널 파라미터 α 를 샘플 분산을 사용하지 않고, 직접 추정하는 방법을 제안한다.

최소 자승법 상관 채널 모델링은 측정값과 이론적 모델과의 차의 제곱 합이 최소가 되게 하는 파라미터 α_{opt} 를 찾는 것을 말한다. 그림 2와 같이 모든 차분 값에 대해 차분 값 x_i 의 확률 질량 (y_i)과 x_i 값에 해당하

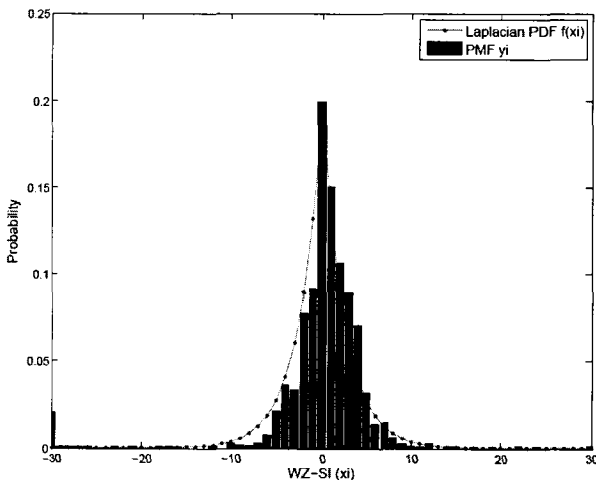


그림 2. 자승 오류의 계산
Fig. 2. Squared error estimation.

는 라플라시안 확률 밀도 ($f(x_i)$)값과의 차의 자승을 더함으로써 식 (7)과 같이 측정된 확률 분포와 라플라시안 분포간의 오류를 계산할 수 있다.

$$Squared\ Error = \sum_{i=-BL/2}^{BL/2} |y_i - f_{\alpha_k}(x_i)|^2 \quad (7)$$

식 (7)의 BL (bin length)은 확률 질량 함수의 bin의 개수를 말하며 자승오류는 모든 bin에 대해서 계산한 값들의 합으로 얻어진다. α 에 대한 자승 오류 (Squared Error)를 그래프로 나타내면 자승 오류는 α 의 변화에 대하여 그림 3에 나타난 것과 같은 볼록 (Convex) 함수이다. 이는 실제 분포와 오류를 최소화 하는 라플라시안 모델의 파라미터 α 가 유일하게 존재함을 말하며, 식 (8)과 같이 자승오류를 최소화 하는 파라미터 α_{opt} 를 찾음으로서 최적의 상관 채널을 모델링 할 수 있음을 의미한다.

$$\alpha_{opt} = \operatorname{argmin}_{\alpha_k} \sum_{i=-BL/2}^{BL/2} |y_i - f_{\alpha_k}(x_i)|^2 \quad (8)$$

그림 3에서 자승 오류 함수를 최소화 하는 α_{opt} 는 0.39로 샘플 분산을 통해 구한 $\hat{\alpha}=0.08$ 과 오차가 있음을 확인할 수 있다.

2차원 볼록함수의 최소값을 찾는 최적화 기법은 다양하다. 하지만 연산량을 줄이기 위하여 다양한 알고리즘 중에서 자승 오류를 측정하는 횟수를 최소로 할 수 있게 하는 알고리즘이 적합하다. 적합한 알고리즘에는 해당 범위 내에서 중간 값의 기울기를 측정하여 범위를

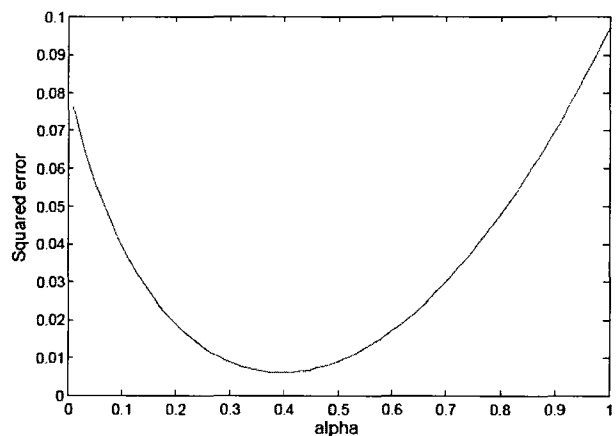


그림 3. α 에 대한 자승오류 그래프 (Hall monitor, DC밴드)
Fig. 3. Squared error within possible α region.

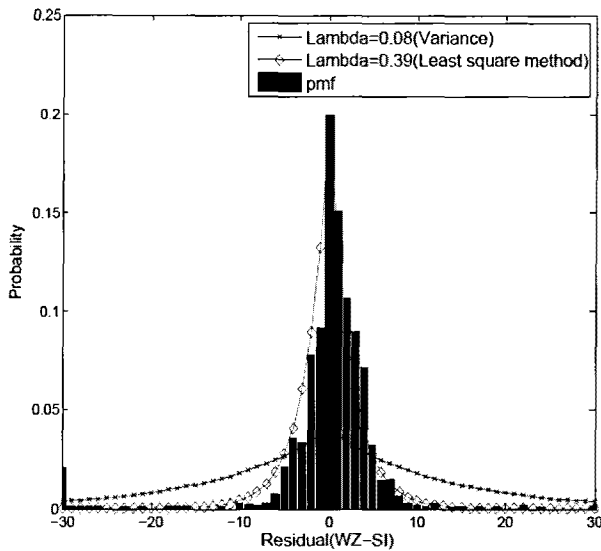


그림 4. 차분 밴드의 확률 질량 함수와 기존의 방식과 제안한 방식의 상관 채널

Fig. 4. The PMF of residual band and corresponding Laplacian distribution with conventional method and proposed least squared method.

반으로 줄이며 찾아가는 이분(Bi-Section) 알고리즘이 간단한 구현 가능하고, 그 외에도 현재의 위치에서 기울기를 측정하여 단계적으로 함수의 최소값에 접근하는 방식인 기울기 하강 (Gradient Descent) 알고리즘과 기울기 하강 알고리즘이 변형된 다양한 방식들이 있다.

이와 같은 알고리즘들로 실제 차분 분포와 오류를 최소화 하는 최적의 상관 채널을 얻을 수 있으며 그 분포는 그림 4와 같이 측정값들의 샘플 분산으로 구한 파라미터 $\hat{\alpha}$ 에 대한 모델보다 실제 분포에 훨씬 잘 일치함을 볼 수 있다.

2. 낮은 복잡도의 상관 채널 모델링

가. 낮은 복잡도의 최소 자승법 상관 채널 모델링

최소 자승법으로 상관 채널의 파라미터 α 를 구하는 방법은 실제 분포와 모델간의 오차 관점에서 최적이지만, 복호기의 복잡도가 샘플 분산을 이용하여 파라미터 α 를 계산하는 알고리즘에 비해 늘어나기 때문에 경량의 복호기 구현의 측면에서는 좋은 방법이 아니다. 그래서 최소자승법으로 파라미터 α 를 구할 때 복잡도를 낮추는 방법을 제안한다. 우선 최소 자승법으로 α 를 찾아내는 알고리즘의 복잡도는 실제 차분 값의 확률 질량 함수를 구하는 부분과 자승 오류를 측정하는 부분에서 기인된다.

각 DCT 변환 후에 생성되는 주파수 밴드는 한 프레임의 전체 블록 수만큼의 샘플을 가지게 되는데 이 샘플수가 매우 많기 때문에 확률 질량 함수를 구하는데 많은 시간이 소모된다. 샘플 수를 줄이기 위해 특정 지역의 샘플을 취하여 부분집합을 생성하면 영상이 공간적으로 일정한 분포를 가지고 있지 않으므로 이 부분집합은 전체 샘플 집합의 특성을 대변할 수 없게 된다. 그러므로 전체 샘플 집합에서 일정 간격마다 샘플을 취하여 부분집합을 생성하고 그 부분집합에 대한 확률 질량 함수를 구함으로써 전체 샘플집합의 확률 질량 함수와 오차가 없이 복잡도를 낮출 수 있다. 또한, 자승 오류의 측정은 확률 질량 함수의 빈(Bin)마다 라플라시안 확률도함수와의 차분 및 자승 연산들이 이루어지므로, 이 빈의 개수를 줄임으로써 자승 오류 값 측정으로 기인한 복잡도를 낮출 수 있다.

나. 신뢰구간 영역에서의 상관 채널 모델링

기존의 방법인 샘플 분산기반의 상관 채널 모델과 실제 확률 분포가 일치되지 않는 원인은 차분 값의 크기가 큰 소수의 샘플들 때문이다. 따라서 전체 샘플 집합에서 차분 크기가 큰 소수의 샘플들을 제외하고 샘플 분산을 구하여 파라미터 $\hat{\alpha}$ 을 추정한다면 실제 분포와 근사한 상관 채널을 모델링 하면서도 최소자승법 계산보다 복잡도도 줄일 수 있게 된다.

본 논문에서 제안하는 신뢰 구간 영역 기반의 상관 채널 모델링은 샘플들의 평균값으로부터 그림 5와 같이 신뢰 구간을 설정하여, 그 구간에 존재하는 샘플들의 분산을 구하여 채널 파라미터 α 를 추정하는 것이다. 신뢰구간은 그림 5와 같이 전체 샘플의 밀집지역인 평균 (≈ 0)으로부터 $\pm 4\hat{\sigma}$ 구간이며 $\hat{\sigma}$ 은 전체 샘플에 대한 샘플 표준편차이다. 이는 전체 샘플 중 99.65%의 샘플을 취함을 의미하며 신뢰 구간 영역 기반의 상관 채널 파라미터의 식은 식 (9)와 같다.

$$\hat{\alpha}'_b = \sqrt{2/\hat{\sigma}_b'^2} \quad (9.a)$$

$$\hat{\sigma}_b'^2 = \frac{1}{N} \sum_{k \in \chi} t_{b,k}^2 - \left[\frac{1}{N} \sum_{k \in \chi} t_{b,k} \right]^2 \quad (9.b)$$

여기서 χ 는 범위 $[-4\hat{\sigma}, 4\hat{\sigma}]$ 내의 샘플들의 집합이다.

이렇게 샘플 분산 계산 시 샘플 값의 크기를 확인하여 신뢰 구간 내에 있는 샘플들에 대해서만 샘플분산을 계산함으로써 단순한 샘플 분산 계산 알고리즘으로 실

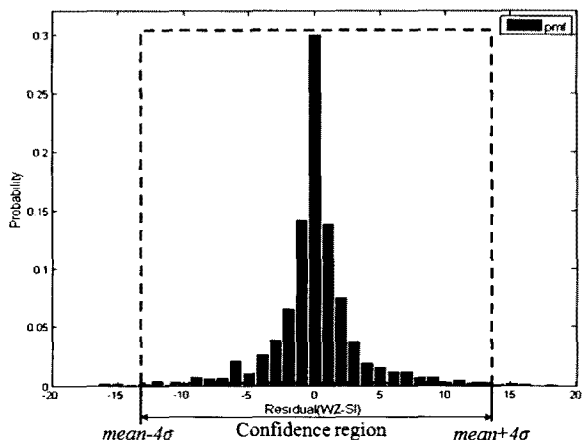


그림 5. 신뢰 구간의 설정
Fig. 5. Confidence region.

제 관찰 확률 분포와 근사한 상관 채널을 모델링 할 수 있다.

IV. 실험

본 논문에서 제안하는 상관 채널의 모델로 LDPC 복호기의 성능 향상과 최적화 복원 영역의 성능 개선 확인을 위하여 Rate-Distortion (RD) 성능 평가를 하였다. 실험은 제안한 세 가지 알고리즘에 대하여 15Hz Foreman 영상과 Mother 영상의 100 프레임에서 이루어 졌다. 각 영상은 Quarter Common Intermediate Format (QCIF) 크기이며, Peak Signal-to-Noise Ratio (PSNR)는 휘도 성분만으로 계산되었다. 제안한 알고리즘의 성능 향상은 기존의 DVC 시스템에서 사용하고 있는 샘플 분산에 의한 상관 채널 모델과의 RD 커브 비교로 이루어 졌으며, 최적화 복원 영역을 제외한 구조와 추가된 구조로 실험이 진행되었다.

낮은 비트율에서는 양자화 폭이 넓어져 양자화 잡음이 더해지기 때문에 원본 영상이 정교하지 못하게 됨으로 인해 보조 영상과의 상관도가 매우 높아지는 경향이 있다. 하지만 높은 비트율에서는 좁은 양자화 폭으로 인해 보조 영상의 정교한 예측이 어려워 상관도가 다소 떨어지는 경향을 보인다. 그렇기 때문에 본 논문에서 제안한 알고리즘은 높은 비트율에서 더 효과적인 성능 개선을 준다.

상관 채널 모델의 파라미터를 III장 가.에서 제안한 최소자승법을 이용하여 얻은 경우 DVC 복호기의 성능 개선은 낮은 비트율에서는 기존의 방법과 큰 차이가 없

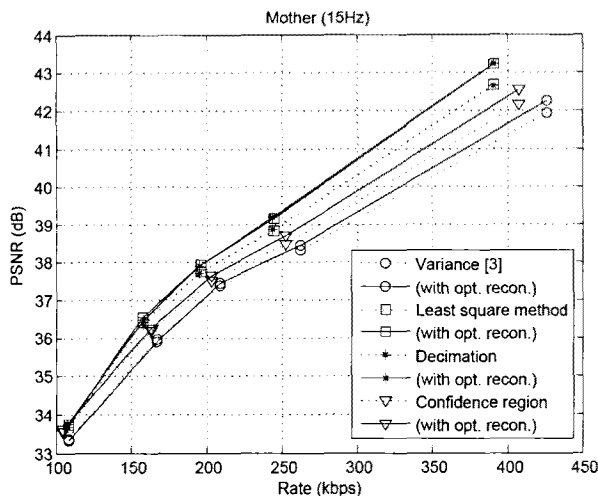


그림 6. Mother 영상에서의 올 왜곡 성능 (15 Hz)
Fig. 6. RD performance for Mother sequence (15 Hz).

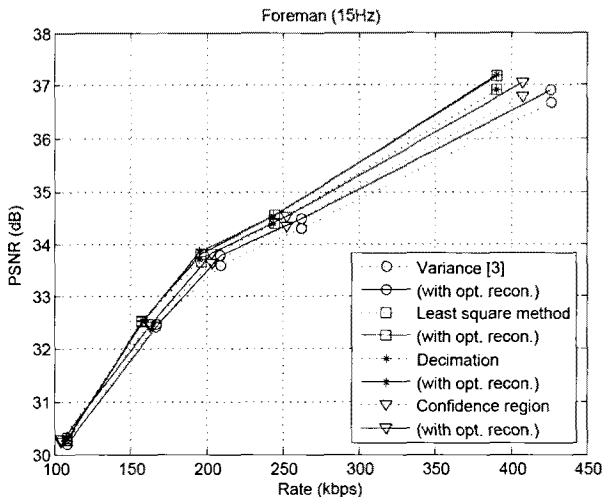


그림 7. Foreman 영상에서의 올 왜곡 성능 (15 Hz)
Fig. 7. RD performance for Foreman sequence (15 Hz).

다. 하지만 그림 6~7과 같이 높은 비트율에서는 Foreman 영상에서 PSNR이득이 최대 0.75 dB, Mother 영상에서는 최대 1.51 dB의 성능 향상을 얻을 수 있었다. 이러한 PSNR 이득은 LDPC 복호기가 더욱 정확한 초기 입력을 제안된 방식에서 얻을 수 있었고, 따라서 동일한 채널 오류에 대하여 더 짧은 길이의 신드롬에서도 복호 성공을 얻을 수 있어 비트율이 절감되었기 때문이다.

최소 자승법의 복잡도를 낮추기 위해 III장 2절 가.항에서 제안한 알고리즘은 격 샘플 (Every Even/Odd Samples)로 부분 집합을 생성하여 구현하였다. 격 샘플로 확률 밀도 함수를 구함으로써 전체 샘플 개수의 반만 사용하여 복잡도를 낮추면서도 그림 6~7과 같이 최

소 자승법과 동일한 성능을 보였다. 또한, 기존의 방식인 샘플 분산으로부터 파라미터 α 를 생성하되, 신뢰 구간 내의 샘플들에 대해서 측정함으로써 실제 분포와의 일치율을 높이는 알고리즘으로는 최소자승법에는 미치지 못하나 기존의 알고리즘보다 Foreman영상에서는 PSNR이득이 최대 0.38 dB, Mother 영상에서는 최고 0.62 dB의 성능 개선을 얻을 수 있었다.

LDPC 복호기의 성능 향상에 더해진 최적화 복원 부분은 제안된 채널 파라미터 추정법으로 인하여 최적의 복원이 이루어져 PSNR 상승을 얻었다. 성능 개선은 Foreman영상에 PSNR이득이 최대 1.1 dB, Mother 영상에 최대 1.8 dB의 성능 개선을 얻을 수 있었다. 신뢰 구간 설정은 Foreman영상에서 최대 PSNR이득 0.41 dB, Mother 영상에서 최대 0.81 dB의 성능 개선을 주었다.

V. 결 론

본 논문에서는 분산 비디오 압축 기술에서 원본 WZ 밴드와 보조 정보 밴드 간 가상의 상관 채널의 정확한 모델링 알고리즘들을 제안하였다. 제안한 알고리즘으로 실제 차분의 확률 질량 함수와 매우 일치하는 모델을 얻었으며, 개선된 상관 채널 파라미터로 LDPC 복호기의 성능 향상과 최적화 복원 부분의 성능 개선을 얻었다. 새로운 상관 채널 모델링을 통해 울-웨곡 성능이 Foreman 영상에서는 최대 PSNR이득 1.1 dB, Mother 영상에서는 최대 1.8 dB를 얻었다. 향후, 픽셀 영역 분산 비디오 코딩에서의 정확한 상관 채널 모델링과 낮은 비트율에서 LDPC 복호의 성능 개선이 연구 되어야 할 것이다.

참 고 문 헌

- [1] J. Slepian and J. Wolf, "Noiseless coding of correlated information sources," *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol. IT-19, no. 4, pp. 471 - 480, Jul.1973.
- [2] A. Wyner and J. Ziv, "The rate-distortion function for source coding with side information at the decoder," *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol. 22, no. 1, pp. 1 - 10, Jan. 1976.
- [3] C. Brites, F. Pereira, "Correlation noise modeling for efficient pixel and transform domain Wyner-Ziv video coding," *IEEE Trans. Circuits and Systems for Video Technology*.
- [4] C. Brites, J. Ascenso, and F. Pereira, "Studying temporal correlation noise modeling for pixel based Wyner-Ziv video coding," in *Proc. IEEE ICIP*, Atlanta, GA, Oct. 2006, pp. 273 - 276.
- [5] X. Artigas, J. Ascenso, M. Dalai, S. Klomp, D. Kubasov, M. Oualet, "The DISCOVER Codec: Architecture, Techniques and Evaluation," In *Picture Coding Symposium*, Lisbon, Portugal, 2007.
- [6] D. Kubasov, J. Nayak and C. Guillemot, "Optimal Reconstruction in Wyner-Ziv Video Coding with Multiple Side Information," *Int. Workshop on Multimedia Signal Processing*, Crete, Greece, October 2007.
- [7] C. Guillemot, F. Pereira, L. Torres, T. Ebrahimi, R. Leonardi and J. Ostermann, "Distributed Monoview and Multiview Video Coding," *IEEE Signal Processing Magazine*, September 2007.
- [8] B. Girod, A. Aaron, S. Rane and D. Rebollo-Monedero, "Distributed Video Coding", *Proceedings of the IEEE*, vol. 93, no. 1, January 2005.
- [9] 이민규, 박현욱, "회전을 고려한 정밀 양방향 움직임 예측 프레임 보간 기법," *전자공학회논문지*, 제 46권 SP편, 제5호, 135-142쪽, 2009년 9월.
- [10] A. Aaron, S. Rane, R. Zhang, and B. Girod, "Wyner-ziv coding for video: applications to compression and error resilience," in *Data Compression Conference, 2003. Proceedings. DCC 2003*, pp. 93-102, March. 2003.
- [11] D. Varodayan, A. Aaron and B. Girod, "Rate-Adaptive Codes for Distributed Source Coding," *EURASIP Signal Processing Journal, Special Section on Distributed Source Coding*, vol. 86, no. 11, Nov. 2006.
- [12] <http://www.discoverdvc.org/>

저 자 소 개



오 지 은(학생회원)
 2009년 한동대학교
 전산 전자 공학부
 학사 졸업
 2009년~현재 한국과학기술원
 전기 및 전자공학과
 석사과정

<주관심분야 : 통신, 채널부호>



정 천 성(학생회원)
 2008년 한동대학교
 전산 전자 공학부
 학사 졸업
 2010년 한국과학기술원
 전기 및 전자공학과
 석사 졸업

2010년~ 현재 LG전자 멀티미디어연구소 연구원
 <주관심분야 : 통신, 채널부호>



김 동 운(학생회원)
 2009년 연세대학교
 전기전자공학과
 학사 졸업.
 2009년~현재 한국과학기술원
 전기 및 전자공학과
 석사과정

<주관심분야 : 신호처리>



박 현 욱(정회원)
 1981년 서울대학교
 전기공학과
 학사 졸업
 1983년 한국과학기술원
 전기 및 전자공학과
 석사 졸업

1988년 한국과학기술원 전기 및 전자공학과
 박사 졸업

1989년~1992년 University of Washington
 연구원

1992년~1992년 삼성전자 수석연구원
 1993년~현재 한국과학기술원 전자전산학과
 전기 및 전자공학전공 교수

<주관심분야 : 영상처리, 영상압축, 의료영상시스
 템, 멀티미디어 시스템>



하 정 석(정회원)-교신저자
 1992년 경북대학교
 전자공학과 학사 졸업
 1994년 포항공과대학교
 전자전기 석사 졸업
 2003년 Georgia Tech
 박사 졸업

2004년~2009년 한국정보통신대학교 조교수.
 2009년~현재 한국과학기술원 조교수.

<주관심분야 : 통신, 채널부호, 물리계층보안>