

AWGN 채널에서 VQ 부호책과 직교 진폭변조신호 좌표의 공동 최적화

정회원 한 중 기*, 준회원 박 준 현*

Joint Optimization of Source Codebooks and Channel Modulation Signal for AWGN Channels

Jong-Ki Han*, Jun-Hyun Park*

요 약

이 논문은 양자화 오류와 채널왜곡을 고려한 양극왜곡을 최소화시키기 위해 변조신호의 좌표와 소스 인코더를 동시에 최적화하는 방법을 제안한다. 제안된 최적화 과정은 먼저 주어진 변조 신호에 대해서, VQ 부호책을 최적화한다. 그리고 나서 앞 단계에서 얻어진 VQ 부호책에 대해, 변조 신호를 최적화한다. 이 두 과정들은 국소 최적점에 도달할 때까지 반복 시행된다. 또한 본 논문에서는 코드 벡터와 변조 신호들간의 대응 관계를 효율적으로 설정함으로써 전체 시스템의 성능이 개선됨을 보인다. 컴퓨터 실험을 통하여 제안된 시스템이 잡음 없는 채널에서 설계된 VQ 부호책과 기존의 직교 진폭 변조(QAM) 신호를 기반으로 하는 종래의 시스템보다 우수한 성능을 갖음을 보여준다.

Key Words : Joint Optimization, Channel-Optimized VQ (COVQ), QAM.

ABSTRACT

A joint design scheme has been proposed to optimize the source encoder and the modulation signal constellation based on the minimization of the end-to-end distortion including both the quantization error and channel distortion. The proposed scheme first optimizes the VQ codebook for a fixed modulation signal set, and then the modulation signals for the fixed VQ codebook. These two steps are iteratively repeated until they reach a local optimum solution. It has been shown that the performance of the proposed system can be enhanced by employing a new efficient mapping scheme between codevectors and modulation signals. Simulation results show that a jointly optimized system based on the proposed algorithms outperforms the conventional system based on a conventional QAM modulation signal set and the VQ codebook designed for a noiseless channel.

I. 서 론

일반적으로 통신시스템의 소스(Source) 인코더는 물리적으로나 개념적으로 채널 부호화기와 독립적으로 설계된다. 그러나, 이런 방식의 설계는 비디오와 이미지들을 잡음이 존재하는 채널을 통해 전달하는 시스템 설계에는 비능률적 수 있다. [1]-[5] 근래에는 이런 문제점을 해결하기 위해 소스코더와 채널

코더를 효율적으로 동시에 설계하는 방법이 연구되고 있다.

본 논문에서는 벡터 양자화(VQ) 부호책과 QAM 신호들을 동시에 최적화하는 기술을 제안한다. VQ는 높은 압축률을 얻기 위해 널리 사용되는 기술이고[6], QAM은 고속 데이터 전송을 위해 이용되는 매우 일반적인 변조 방식이다. [7], [10]

소스 인코더 관점에서, 채널의 잡음에 대항하는

* 세종대학교 정보통신공학과 멀티미디어 신호처리 연구실(hjk@sejong.ac.kr),
논문번호 : 020147-0403, 접수일자 : 2002년 4월 4일

* 이 논문은 2002년도 한국학술진흥재단의 지원에 의하여 연구되었습니다. (KRF-2002-003-D00224)

유용한 기술들 중에 하나는 특정 잡음 채널환경에 최적화된 VQ 부호책을 설계하는 것이다. 이 인코더는 COVQ라고 하는데 코드벡터들간의 전이 확률을 계산한 후 이 값에 최적화시키는 방법이다. [11], [14]

채널 신호 관점에서 본, 잡음 환경에서 사용되는 QAM신호의 설계를 위한 여러 연구가 수행되어 왔는데 [7]-[10], Foschini[7]는 각 변조신호의 발생확률을 일정하다고 가정하고, 심볼 에러 확률을 최소화하는 변조 신호 집합을 설계했다. Sunberg[8]는 8 비트 PCM(pulse coded modulation)을 위한 가중치 처리된 변조신호 좌표들을 유도하였다. 앞선 연구[7]과 [8]에서는, 소스 부호책의 부호벡터를 고려하지 않고 심볼 오차의 확률을 줄이기 위해 QAM 신호를 설계하였다. Liu[9]는 시스템 전체 왜곡에 대한 채널 에러의 영향을 고려함으로써, 임의로 주어진 부호벡터에 대해 QAM 신호들을 최적화하였다. 그리고 기존연구[7], [9]는 가산 백색 가우시안 잡음에서 시스템을 최적화시킨 반면, Webb[10]은 레일리(Rayleigh) 페이딩 채널에 대해 심볼 오류확률을 줄이기 위한 QAM 신호 집합을 제안하였다.

기존의 연구들은 COVQ 부호책의 최적화와 QAM 신호의 최적화 문제를 독립적으로 다룬 반면, 본 논문에서는 COVQ 부호책과 QAM 신호를 동시에 최적화하여 시스템 전체 왜곡을 최소화시키는 방법을 제안한다. QAM 신호 좌표의 설계는 주어진 COVQ 부호책의 평균 왜곡치를 최소화하는 관점으로 수행한다. 비슷하게, COVQ 부호책은 앞 단계에서 얻어진 QAM신호에 의해 결정되는 부호벡터간 교차 왜곡 확률에 대해 최적화한다.

이와 유사한 연구를 Liu[9]가 실시했는데, Liu는 변조 신호를 최적화하기 위해서 최소화하려는 비용함수를 유도하기 위하여 Lagrange multiplier를 사용했다. 그리고 이 비용함수의 최소값을 찾기 위해 전통적인 경사 검색 알고리즘을 직접 적용하였다.

본 논문에서는 변조 신호 공간을 효율적으로 분할함으로써 변조신호 좌표를 최적화했다. 부가적으로, 제안한 시스템의 성능을 개선시키기 위해 코드벡터와 변조 신호들간의 효과적인 매핑 방법을 제안하였다. 본 논문에서는 공동최적화 시스템의 성능을 개별적으로 최적화된 서브시스

템들의 성능과 비교하였다. 여기서 개별적으로 최적화된 시스템이란, 잡음 없는 채널에 대해서 만들어진 VQ 부호기에 대해 최적화된 QAM 신호를 갖는 시스템이다. 제안된 공동 최적화 알고리즘이 COVQ 부호책 제작과 QAM신호 최적화에 적용되기 이전에, 코드벡터와 변조의 효율적인 매핑이 실행되면 추가의 왜곡의 감소가 이루어진다.

본 논문은 총 7개 절로 구성되어 있다. 일반적인 통신 시스템 모델이 2절에서 기술된다. 여기서 본 논문에서 고려된 설계 문제를 수식화한다. 제3절에서는, 임의로 주어진 VQ 부호책에 대한 QAM 신호의 최적화 방법을 기술한다. 4절에서는 최적화된 QAM(O-QAM)에 대한 채널 최적화 벡터양자화 부호책(COVQ) 제작 방법이 서술된다. 시스템 설계를 위한 반복적인 알고리즘은 5절에서 제안된다. 5.A절과 5.B절에서 코드벡터와 변조 신호의 효율적인 매핑 알고리즘 2가지를 제시한다. 6절에서는, 최적화된 시스템에 대한 실험결과들이 제시된다. 이때 제안하는 시스템과 전통적인 통신 시스템들의 성능을 비교한다. 마지막으로 7절에서는 간단한 결론을 맺는다.

II. 시스템 모델

통신 채널에는 가우시안 잡음이 존재하고, 전송시 다른 모든 왜곡(신호의 비선형화, 위상의 불안정, 주파수 전이, 등등)은 기존연구[7]-[10]에서처럼 제거되었다고 가정한다. 본 논문에서 고려하려는 시스템은 잡음 채널에서 VQ 부호책을 사용하는 통신 시스템으로써 그림1과 같이 표시된다. 여기서 G 는 채널의 가산 백색 가우시안 잡음(AWGN)을 나타낸다. k 개의 샘플로 이루어진 소스벡터 Y_k 는 벡터 양자화기에 의해 부호화된다.

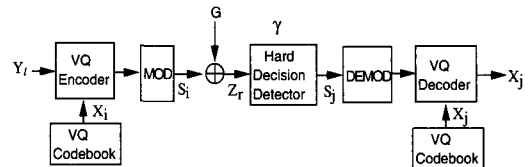


그림 1. 잡음 채널에서 사용되는 VQ 부호기 기반 통신 시스템의 구성

템터 양자화 부호책은 R^k 공간을 N 개의 세부 공간으로 나눈 것으로 인식될 수 있다. 이 세부 공간들

은 $\Phi = \{\Omega_0, \Omega_1, \dots, \Omega_{N-1}\}$ 으로 표현되며, Ω_i 들은 서로 중복되지 않는다. (N 은 VQ 부호책내의 코드벡터 갯수 크기이다.) 이때 Y_i 이 Ω_i 에 속한다면 Ω_i 의 중심 벡터인 X_i 로 양자화 된다. 이 중심벡터들의 모임인 부호책은 $C = \{X_0, X_1, \dots, X_{N-1}\}$ 으로 표현되고, 양자화 과정은 $X_i = VQ(Y_i)$ 로 서술한다. 코드벡터 X_i 는 변조신호 S_i 로 바로 매핑된다.[4],[9] QAM 신호 좌표는 그림 2처럼 나타내지고, 그 점의 좌표들은 $S = \{S_0, S_1, \dots, S_{N-1}\}$ 로 표현된다. 여기서 N 은 변조신호의 개수이다.

변조 신호들 $S_i, i=0,1,\dots,N-1$, 이 AWGN가 존재하는 채널을 통해 전송된다고 가정해보자. 전송된 신호 S_i 는 AWGN의 영향으로 $Z_i = S_i + G$ 로 변형된 후 수신된다.

그림 3에서 보여지는 것처럼, 이차원 변조신호공간 R^2 를 $\Psi = \{R_0, R_1, \dots, R_{N-1}\}$ 으로 나누었을 때, 수신신호 Z_i 이 영역 R_j 에 속하면, 강결정 검파기 γ 는 송신단에서 변조신호 S_j 를 전송했다고 판단한다. 그림 3에서 모든 R_i 들은 서로 중복되지 않는다. 시스템에 대한 성능은 소스벡터 Y_i 과 수신단에서 그것을 재구성한 벡터 X_j 사이의 평균 자승오차(MSE)를 기준으로 측정된다. X_i 를 보냈을 때 X_j 로 수신될 확률을 $P(X_j | X_i), 0 \leq i, j \leq N-1$ 로 표현하자. 여기서, 소스 데이터 양자화 오류와 채널 오류를 모두 포함하는 전체 왜곡은 식(1)처럼 표현된다.

$$D(C, S) = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{Y_i \in \Omega_i} \left\{ \sum_{j=0}^{N-1} P(X_j | X_i) d(Y_i, X_j) \right\}$$

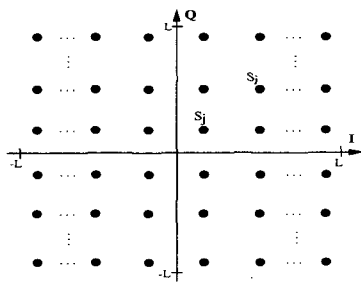


그림 2. 정방형 QAM 신호

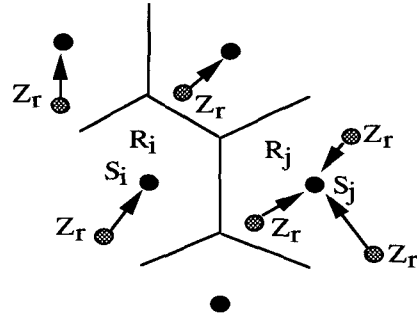


그림 3 변조신호 검파기 동작과 변조신호 공간 R^2 의 영역 분할.

$d(Y_i, X_j)$ 는 Y_i 과 X_j 의 차이의 제곱값 $|Y_i - X_j|^2$ 을 의미한다. $D(C, S)$ 는 VQ 부호책에서 발생하는 양자화 왜곡과 채널 잡음으로 인한 채널 왜곡을 모두 포함한다. 그런데, X_i 는 채널 변조신호 S_i 로 직접 매핑되기 때문에, 전송 에러가 발생할 확률은 $P(X_j | X_i) = P(S_j | S_i)$ 이 된다. 이 관계를 이용하면, 식(1)을 식(2)처럼 다시 쓸 수 있다.

$$D(C, S) = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{Y_i \in \Omega_i} \left\{ \sum_{j=0}^{N-1} P(S_j | S_i) d(Y_i, X_j) \right\}$$

본 논문에서는, $D(C, S)$ 를 최소화하는 부호책 C 와 변조신호 S 를 설계하려 한다. 신호좌표 S 와 VQ 부호기 C 의 공동 최적화는 다음과 같이 수행되는데, 먼저, 임의의 VQ 부호책 C 이 주어졌을 때, 변조신호 집합 S 의 최적화를 통해, 전송 확률 $P(S_j | S_i)$ 을 조정함으로써 $D(C, S)$ 를 최소화한다. 그리고 나서, 조정된 전송확률 $P(S_j | S_i)$ 에 대해 $D(C, S)$ 를 최소화하는, 벡터 양자화 부호책 C 를 최적화한다.

III. QAM 신호 좌표의 최적화

이 절에서는, VQ 부호책 C 가 고정된 상태에서, 변조신호의 좌표를 최적화하여 비용함수 $D(C, S)$ 를 최소화한다. 이 변조신호 좌표의 최적화는 변조신호 공간의 최적 분할을 통해서 이루어진다.

변조신호 $S_i, i=0,1,\dots,N-1$ 이 AWGN 채널을 통과해 전송될 때, 식(2)에서의 전이확률

$P(S_j | S_i)$ 은 다음과 같이 주어진다.

$$P(S_j | S_i) = \int_{R_j} P(Z_r | S_i) dZ_r \quad (3)$$

식(3)을 식(2)에 대입하면,

$$D(C, S) = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{Y_i \in \Omega_i} \left\{ \sum_{j=0}^{N-1} \int_{R_j} P(Z_r | S_i) dZ_r d(Y_i, X_j) \right\}$$

임의의 Z_r 이 특정 영역 R_j 안에 존재할 때, 즉, $Z_r \in R_j$ 일때 이 Z_r 에 관계된 왜곡은 다음 식과 같다.

$$\begin{aligned} D_{Z_r \in R_j}(C, S) &= \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{Y_i \in \Omega_i} P(Z_r | S_i) d(Y_i, X_j) \quad (5) \\ &= \sum_{i=0}^{N-1} P(Z_r | S_i) W(i, j) \quad (6) \end{aligned}$$

$$W(i, j) = \sum_{Y_i \in \Omega_i} d(Y_i, X_j) \quad (7)$$

각 Z_r 에 대해서, 위 식의 $D_{Z_r \in R_j}(C, S)$ 을 최소화하려면 Z_r 이 어느 영역 R_j 에 포함되어야 하는가를 기준으로 영역 R_j 를 구성해야 한다. 최적의 분할 조건을 만족시키는 영역 $\Psi = \{R_0, R_1, \dots, R_{N-1}\}$ 은 다음의 식과 같이 된다.

$$\begin{aligned} R_j = \left\{ Z_r : \sum_{i=0}^{N-1} P(Z_r | S_i) W(i, j) \right. \\ \left. \leq \sum_{i=0}^{N-1} P(Z_r | S_i) W(i, n), \forall n, \forall Z_r \right\} \quad (8) \end{aligned}$$

식(8)을 다르게 설명하면 다음과 같다. VQ부호책 C 와 분할 Ψ 이 고정되어 있다고 가정한다. 수행하려는 목표는 전체 왜곡인 식(4)를 최소화 시키는 것이다. $P(Z_r | S_i)$ 의 값이 양의 값을 가지므로, $D(C, S)$ 를 최소화 시킨다는 것은 아래식을 최소화한다는 것과 같다.

$$\sum_{i=0}^{N-1} P(Z_r | S_i) \sum_{Y_i \in \Omega_i} d(Y_i, X_j) \quad (9)$$

표1. QAM 변조 신호의 최적화 과정.
O-QAM(Optimized QAM)

Step1 Design the initial VQ codebook and conventional QAM signals.

Step2 $iter = 1, D(C, S)^{(0)} = \infty$

Step3 Optimize

$$R_j, j = 0, 1, \dots, N-1 \text{ by (8)}$$

Step4 Compute the optimal

$$S_j, j = 0, 1, \dots, N-1 \text{ by (10)}$$

Step5 Normalize

$$S_j, j = 0, 1, \dots, N-1 \text{ by (11)}$$

Step6 If

$$\frac{\{D(C, S)^{(iter-1)} - D(C, S)^{(iter)}\}}{D(C, S)^{(iter-1)}} > \epsilon,$$

then $iter = iter + 1$

and goto Step 3.

Step7 Stop.

따라서, $D(C, S)$ 를 최소화하기 위해서는 Z_r 의 모든 값에 대해 식(9)를 최소화시키는 Ψ 를 얻어야 한다. 이런 최적화는 식(8)에 의해서 이루어질 수 있다.

신호 추정이론에 의하면, 임의의 Ψ 가 주어졌을때, 신호 S_j 가 $Z_r \in R_j$ 인 Z_r 들의 중심일 때, $D(C, S)$ 는 최소화된다.

$$\begin{aligned} S_j = \arg \min_{y \in R^2} E[d(Z_r, y) | Z_r \in R_j] \\ j \in \{0, 1, \dots, N-1\} \quad (10) \end{aligned}$$

위 식에서 $E[d(Z_r, y) | Z_r \in R_j]$ 는 Z_r 이 영역 R_j 에 속할 때, 수신된 신호 Z_r 와 신호벡터 y 사이의 평균 제곱 거리를 의미한다. 식(8)과 식(10)에서, 에너지 제약 조건이 가해지지 않으면, S 의 평균 에너지가 변할 수 있다. 따라서, 식(8)과 식(10)의 매 실행 후 변조 신호들을 다음과 같이 조정한다.

$$S_j^* = \sqrt{\frac{\sum_{k=0}^{N-1} |S_k^o|^2}{\sum_{k=0}^{N-1} |S_k|^2}} S_j, j = 0, 1, \dots, N-1 \quad (11)$$

여기서 S_i 와 S_i^o 는 각각, 식(10)으로 계산된 신호와 초기 신호이다. 식(8), (10), (11)은 고정된 C 와 Φ 에 대해서 최적의 Ψ 와 S 를 만든다. 지금까지 서술된 QAM 신호 최적화 알고리즘을 표1에 정리하였다. 식(8), (10), (11)의 연속적인 적용은 신호집합 S 와 분할 Ψ 를 연속적으로 만든다. 이 연속적으로 만들어지는 S 와 Ψ 에 대응되는 $D(C, S)$ 의 연속적인 값들은 증가하지 않는 양의 수열을 이룬다. 제안된 반복 알고리즘의 결과는 국부적 최적해를 제공한다. QAM 신호 집합의 최적화 과정에서 코드벡터들이 고려되기 때문에, 비슷한 코드벡터들이 사상(mapping)된 변조 신호들은 변조신호 공간에서 근접한 위치에 있다.

IV. 채널 적응 벡터 양자화(COVQ)

이 절에서는 변조신호 S_i 가 고정되어 있을 때, 코드벡터 C 를 최적화함으로써 $D(C, S)$ 를 최소화시킬 것이다.

식(4)에서, 임의의 Y_l 이 어떤 분할영역 Ω_j 에 속할 때, 그 Y_l 에 관계되는 왜곡량은 다음과 같다.

$$D_{Y_l \in \Omega_i}(C, S) = \sum_{j=0}^{N-1} \int_{R_j} P(Z_r | S_j) dZ_r d(Y_l, X_j) \quad (12)$$

따라서, 각 Y_l 에 대해서, $D_{Y_l \in \Omega_i}(C, S)$ 를 최소화시키는 i^* 를 선택한다. 최적의 분할영역 $\Phi = \{\Omega_0, \Omega_1, \dots, \Omega_{N-1}\}$ 은 아래와 같이 전개된다.

$$\Omega_i = \left\{ Y_l : \sum_{j=0}^{N-1} \int_{R_j} P(Z_r | S_j) dZ_r d(Y_l, X_j) \leq \sum_{j=0}^{N-1} \int_{R_j} P(Z_r | S_n) dZ_r d(Y_l, X_j), \forall n, 0 \leq l \leq M-1 \right\} \quad (13)$$

여기서 M 은 훈련 벡터들의 개수를 나타낸다. 식(13)으로 얻어진 Φ 에 대하여, 최적의 부호책 C 는 아래와 같이 얻어진다.

$$X_j = \arg \min_{y \in R^k} E[d(Y_l, y) | Y_l \in \Omega_j] \quad (14)$$

$$j \in \{0, 1, \dots, N-1\}$$

식(13)과 식(14)는 기존에 알려진 COVQ[11]의 수정된 표현임을 알 수 있다. 그리고

$\int_{R_j} P(Z_r | S_j) dZ_r$ 은 신호간의 전이 확률 $P(S_j | S_i)$ 을 의미한다.

V. C와 S를 위한 반복적인 공동의 최적화

앞의 두 절에서는 변조신호 좌표와 COVQ 부호책을 각각 최적화 방법을 서술하였다. 본 절에서는, 이 두 개의 부시스템을 공동 최적화시키는 방법에 대해서 논할 것이다. 이 공동 최적화 목표는 식(2)의 $D(C, S)$ 를 최소화시키는 것이다.

식(5)와 (12), 그리고

$$\Delta_{ij} = \int_{R_j} P(Z_r | S_j) d(Y_l, X_j) \quad (15)$$

를 이용하여 식(4)를 다시 정리하면 아래와 같다.

$$D(C, S) = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{Y_l \in \Omega_i} \sum_{j=0}^{N-1} \int_{R_j} \Delta_{ij} dZ_r \quad (16)$$

$$= \sum_{j=0}^{N-1} \int_{R_j} D_{Z_r \in R_j}(C, S) dZ_r \quad (17)$$

$$= \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{Y_l \in \Omega_i} D_{Y_l \in \Omega_i}(C, S) \quad (18)$$

O-QAM에서 최적의 변조신호 좌표는 $D_{Z_r \in R_j}(C, S)$ 를 최소화하여 얻어지는데 그것은 고정된 C 에 대해 $D(C, S)$ 를 최소화하는 것이다. COVQ에서는 $D_{Z_r \in R_j}(C, S)$ 를 최소화하기 위한 VQ 부호책이 설계되는데 그것은 고정된 S 에 대해서 $D(C, S)$ 를 최소화하는 것이다.

표2. VQ 부호책과 QAM 변조 신호의 공동 최적화 과정

Step1	Design the initial VQ codebook and conventional QAM signals.
Step2	$iter = 1, D(C, S)^{(0)} = \infty$
Step3	Optimize modulation signal constellation by using O-QAM
Step4	Design the VQ codebook by using COVQ.
Step5	If $\frac{\{ D(C, S)^{(iter-1)} - D(C, S)^{(iter)} \}}{D(C, S)^{(iter-1)}} > \epsilon,$ then $iter = iter + 1$ and goto Step 3.
Step6	Stop.

공동 최적화 알고리즘은 표2로 요약된다. Step 3에서는 새로운 QAM 신호집합을 주어진 VQ 부호책에 대해 설계한다. 그리고 나서, $D(C, S)$ 를 최소화하기 위해서 Step 4로 넘어간다. 여기에서는 Step 3에서 얻은 새로운 QAM 신호 집합에 대해서 COVQ 부호책을 제작한다. 고정된 C 와 Φ 에 대해 변조 신호집합 S 와 그에 상응하는 분할영역 \mathcal{V} 를 갱신하는 Step 3은 왜곡 $D(C, S)$ 을 증가시키지 않는다. 또, Step 4에서 S 와 \mathcal{V} 가 고정되어 있을 경우, VQ 부호책 C 와 Φ 의 생성도 $D(C, S)$ 를 증가시키지 않는다. 따라서 왜곡 $D(C, S)$ 은 반복 횟수를 나타내는 인덱스 $iter$ 에 대해 비증가 함수라는 사실을 알 수 있으며, C 와 S 의 설계에 대한 공동 최적화 알고리즘이 수렴한다는 사실을 쉽게 알 수 있다.

이 반복적인 알고리즘은 국지적 최적화를 보장하기 때문에, VQ 부호책, 변조신호집합, 그리고 코드벡터 X_i 와 신호 S_i 간의 매핑에 대한 적절한 초기 상태들을 설정하는 것이 매우 중요한 일이다. 만일 설계 과정에서 초기 상태가 바르게 설정되면 알고리즘의 수렴 속도와 최종적인 시스템의 성능이 상당히 향상될 수 있다. 우리는 정방향의 QAM 신호 집합과 잡음이 없는 환경을 가정하고 LBG 알고리즘[17]으로 만들어진 VQ 부호책이 대부분의 경우

에서 초기화 조건으로 적합하다는 것을 실험적으로 확인했다.

A. 코드벡터와 변조 신호사이의 휴리스틱 매핑

이 절에서는, $\{X_i, i=0,1,\dots,N-1\}$ 과 $\{S_i, i=0,1,\dots,N-1\}$ 을 일대일로 매핑하기 위한 기법에 대해 서술한다. 먼저 VQ 부호책 C 을 생성하기 위해 분할 알고리즘[17]을 사용한다. 그리고, 변조 신호 S 에 라벨을 붙이기 위해 다음과 같은 분류한다. 먼저, 변조 신호 공간의 수평 중심라인을 임계값으로 사용하고, 나누어진 두 집합을 S_0 과 S_1 으로 표시한다. 그 다음 단계로, 두 집합들은 $\{S_i | Im\{S_i\}, > 0, Re\{S_i\} > 0\}, \{S_i | Im\{S_i\} > 0,$

$$Re\{S_i\} \leq 0\}, \{S_i | Im\{S_i\} \leq 0, Re\{S_i\} > 0\}, \{S_i | Im\{S_i\} \leq 0, Re\{S_i\} \leq 0\}$$

으로 분할된다. 이때, 각각의 부분집합 S_0 과 S_1 의 수평과 수직 중심라인을 각 분할영역의 임계값으로 사용한다. 그리고 생성된 집합들은 S_{00}, S_{01}, S_{10} 그리고 S_{11} 로 표현된다. 이와 같은 과정을 반복적으로 시행함에 따라, 각 단계에서 집합의 갯수는 이전 단계의 두배가 되고, 최종적으로 $S_{00\dots00}, S_{00\dots01}, S_{11\dots11}$ 와 같이 라벨이 붙여진 $(N=2^n)$ 개 집합이 얻어질 것이다. 최종적으로 얻어진 집합은 각각 한 개의 신호 S_i 를 가지고 있다. 즉, 각 신호 S_i 는 n 비트 이진벡터로 인덱스할 수 있다.

마지막으로, 같은 n 비트 이진 인덱스를 가지고 있는 코드벡터 X_i 와 신호 S_i 를 매핑함으로써 공동 최적화 알고리즘의 초기 매핑 상태를 완성한다.

B. 코드벡터와 변조 신호의 제안된 매핑 기법

본 절은 코드벡터 X_i 와 변조신호 S_i 사이의 효과적인 매핑 기법을 제안한다. CSNR(채널에서의 신호대 잡음 비)값이 충분히 클때, 잡음에 오염되어 수신된 신호 Z_r 는 원래 소속 영역 R_i 과 인접한(경계를 공유하는) 영역에 위치하는 경우가 대부분이다. 이런 경우에는 식(3)에서 표현한 두 신호 S_i 와 S_j 간의 전이 확률이 다음처럼 근사화 될 수 있다.[7]

$$P(S_j | S_i) \approx \frac{\sqrt{2}}{|S_i - S_j|} \sqrt{\frac{N_0}{\pi}} \exp\left(-\frac{|S_i - S_j|^2}{8N_0}\right) \quad (19)$$

높은 CSNR 상황에서, $P(Z_r \in R_i | S_i)$ 의 계산은 영역 R_i 와 경계를 접하고 있는 영역 R_j 에 대한 전이 확률만을 고려해도 된다.

$$P(Z_r \in R_i | S_i) \approx \sum_{j \in Q_i} P(S_j | S_i) \quad (20)$$

$Q_i = \{n : R_n \text{ shares a boundary with } R_i, \text{ and } n \neq i, n = 0, 1, \dots, N-1\}$. 이를 이용하면 식(2)는 다음과 같이 서술될 수 있다.

$$D(C, S) \approx \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{Y_l \in \Omega_i} \sum_{j \in Q_i} \frac{\sqrt{2}}{|S_i - S_j|} \sqrt{\frac{N_0}{\pi}} \times \exp\left(-\frac{|S_i - S_j|^2}{8N_0}\right) d(Y_l, X_j) \quad (21)$$

$$= \sum_{i=0}^{N-1} D(C, S_i) \quad (22)$$

$$D(C, S_i) = \sum_{j \in Q_i} \sum_{Y_l \in \Omega_j} P(S_j | S_i) d(Y_l, X_j) \quad (23)$$

두 개의 특정한 신호 S_a 와 S_b 가 있다고 할 때, $A(\alpha, \beta)$ 는 S_a 와 S_b 에 매핑된 코드벡터들을 교환함으로써 얻어지는 $D(C, S)$ 의 감소량이라고 하자. 본 논문의 부록에서 $A(\alpha, \beta)$ 은 아래의 식과 같이 표현됨을 자세히 기술하였다.

$$A(\alpha, \beta) = \{P_a - P_b\} \{G_a - G_b\} - 2\{F_a - F_b\} \{V_a - V_b\} + (M_a - M_b) \{E_a - E_b\} + (X_a^2 - X_b^2) \times \left\{ \sum_{j \in Q_a} P(S_j | S_a) M_j - \sum_{j \in Q_b} P(S_j | S_b) M_j \right\} - 2(X_a - X_b) \times \left\{ \sum_{j \in Q_a} P(S_j | S_a) V_j - \sum_{j \in Q_b} P(S_j | S_b) V_j \right\} - B(\alpha, \beta)$$

$$P_a = \sum_{j \in Q_a} P(S_j | S_a) \quad (25)$$

$$G_a = \sum_{Y_l \in \Omega_a} Y_l^2 \quad (26)$$

$$F_a = \sum_{j \in Q_a} X_j P(S_j | S_a) \quad (27)$$

$$V_a = \sum_{Y_l \in \Omega_a} Y_l \quad (28)$$

$$E_a = \sum_{j \in Q_a} X_j^2 P(S_j | S_a) \quad (29)$$

$$M_a = \text{the number of elements in } \Omega_a \quad (30)$$

$$B(\alpha, \beta) = \begin{cases} 2P(S_\beta | S_a) \{2(X_a - X_\beta)(V_a - V_\beta) \\ + (X_a^2 - X_\beta^2)(M_\beta - M_a)\}, \\ \text{if } R_a \text{ shares a boundary with } R_\beta \\ 0, \text{ otherwise} \end{cases} \quad (31)$$

식(24)은 복잡해 보이지만, $r=0, 1, 2, \dots, N-1$ 에 대해 아래 값들을 정의하고, 알고리즘의 처음 단계에서 이 정의된 값들을 미리 계산한 후 저장함으로써 간단히 할 수 있다.

$$P_r, G_r, F_r, V_r, E_r, \text{ and } M_r \quad (32)$$

미리 계산되어 저장된 식(32)의 값들을 사용하면, $A(\alpha, \beta)$ 은 $0 \leq \alpha, \beta \leq N-1$ 에 대해서 간단하게 계산된다. 그리고, 이들을 이용하여, 아래의 식에 따라 α^* 와 β^* 를 선택한다.

$$A(\alpha^*, \beta^*) = \max_{0 \leq \alpha, \beta \leq N-1} A(\alpha, \beta) \quad (33)$$

윗 식에서, α^* 와 β^* 는 가장 큰 왜곡 감소를 위해 교환되어야 할 코드벡터들의 라벨이다. S_a 와 S_b 에 매핑되어 있는 X_a 와 X_b 를 교환한 후, R_a 또는 R_b 과 경계값을 공유하는 영역 R_r , $0 \leq r \leq N-1$ 에 대해서 F_r 과 E_r 의 값을 갱신해야 한다. 이 갱신된 값을 포함하는 식(32)의 값들을 이용하여, 새롭게 교환될 코드벡터 X_a , X_b 를 찾는다.

이 반복적인 과정에 기초를 둔 매핑알고리즘은 표3에 정리되어 있다. 여섯 단계로 구성된 이 과정은 아래에 서술되는 것과 같다. Step 1에서, 코드벡터와 변조 신호간의 초기 매핑은 V-A절에 기술된 휴리스틱 매핑법에 의해 실행된다. Step 2, $P_r, G_r, F_r, V_r, E_r, M_r, 0 \leq r \leq N-1$ 의 값을 계산한다. Step 3, 모든 가능한 교환들 중 $A(\alpha, \beta)$ 의 값을 최대화시킬 수 있는 경우를 선택한다. 이때

표3. 코드벡터와 변조 신호간의 효율적인 연결 알고리즘

Step1	Assign codevectors into the signals by using a heuristic mapping in Setion V-A
Step2	Calculate $P_r, G_r, F_r, V_r, E_r,$ and M_r of S_r in (32), $0 \leq r \leq N-1$
Step3	Select a^* and β^* such that $A(a^*, \beta^*) = \max_{\alpha, \beta} A(\alpha, \beta)$ for $0 \leq \alpha, \beta \leq N-1$.
Step4	If $A(a^*, \beta^*) > 0$, then switch the codevectors X_{a^*} and X_{β^*} else goto Step 6.
Step5	Switch $P_{a^*}, G_{a^*}, V_{a^*}, M_{a^*}$ and $P_{\beta^*}, G_{\beta^*}, V_{\beta^*}, M_{\beta^*}$, respectively. Update F_r and E_r of S_r for $0 \leq r \leq N-1$ if R_r shares a boundary with R_{a^*} or R_{β^*} and goto Step 3
Step6	Stop

$A(\alpha, \beta)$ 의 최대값은 양의 값일 수도 있고 음의 값일 수도 있다. 최대값 $A(a^*, \beta^*)$ 이 양의 값일 때 X_{a^*} 와 X_{β^*} 를 서로 교환한다. 그러나, $A(a^*, \beta^*)$ 이 어떠한 스위칭에서도 양의 값을 갖지 않는다면, Step VI으로 가고, 알고리즘은 정지한다. Step 2에서 미리 계산되어 저장된 값들 ($P_r, G_r, F_r, V_r, E_r, M_r$)이 사용되기 때문에, Step 3은 매우 간단히 실행될 수 있다. Step 4에서 최대값 $A(a^*, \beta^*)$ 이 양수일 경우, 선택된 코드 벡터 X_{a^*} 와 X_{β^*} 는 스위칭된다. Step 5에서는 R_{a^*} 와 R_{β^*} 과 경계값을 공유하는 영역 R_r 에 관련된 F_r 와 E_r 의 값들을 갱신한다. 그리고, $P_{a^*}, G_{a^*}, V_{a^*}, M_{a^*}$ 와 $P_{\beta^*}, G_{\beta^*}, V_{\beta^*}, M_{\beta^*}$ 의 값들이 각각 스위칭된다. Step 3-5의 과정을 연속적으로 수행하면 각 반복 단계에 해당하는 $D(C, S)$ 값들이 감소 수열을 이루는 것을 알 수 있다.

VI. 실험 결과

제안된 알고리즘의 성능을 평가하기 위해 실제 이미지를 사용한 컴퓨터 모의실험을 실시하였다. COVQ 부호책과 O-QAM신호제작, 그리고 매핑 알고리즘 실행등을 위해서 512x512크기의 19개의 흑백 이미지들을 훈련 데이터로 사용했다. 모든 영상의 화소는 8비트로 표현되고, 벡터의 차원과 부호

책의 크기는 $k=16$ 와 $N=64$ 로 설정했으며, 압축 비율은 0.375bits/pixel 이다. 알고리즘의 평가는 훈련 영상으로 사용되지 않은 LENA 영상으로 수행하였다. 실험 결과는 수신 복원된 영상의 PSNR로 표시하였다. 실험은 다양한 CSNR 값을 갖는 채널 환경을 가정하였다. CSNR은 아래처럼 정의된다.

$$CSNR \triangleq 10 \log_{10} \frac{E}{N_0} \quad (34)$$

$$E = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} |S_i|^2 \quad (35)$$

이것은 기존연구[9]와 [14]에서 시스템의 성능을 평가하기 위해 사용되었던 측정치이다.

A. 변조 신호 집합에 대한 코드벡터 할당 기법의 결과

그림 4는 V-B절에서 제안된 매핑알고리즘(MA)의 성능을 기존 시스템의 성능과, 그리고 V-A절에서 기술된 휴리스틱 매핑법의 성능과 비교한다. 채널 환경이 $CSNR = 20dB$ 라고 할 때, MA를 이용하여 변조 신호에 코드벡터를 할당한다. 이 그림은 제안된 매핑법을 사용한 시스템이 다른 시스템들을 능가하는 성능을 갖는 것을 보여준다. 제안된 알고리즘은 낮은 CSNR 환경에서 큰 성능 우위가 있음을 관찰할 수 있다. 그러나, 제안된 시스템의 성능

이득은 높은 CSNR에서 작아진다. 그 이유는, 높은 CSNR에서 $P(S_j | S_i)$ 이 매우 작아 기존의 시스템들 또한 채널 잡음에 거의 영향 받지 않기 때문이다.

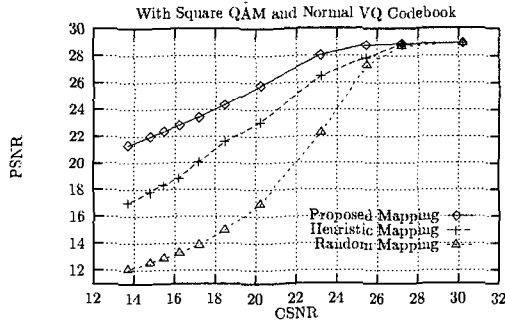


그림 4. 제안된 시스템(레이블 3에서 설명한 매핑 알고리즘 상에서)과 기존 시스템(매핑 알고리즘 미사용)의 비교

B. QAM의 최적화(O-QAM)에 대한 실험결과

이 절에서는, O-QAM 시스템의 성능을 다른 QAM시스템들의 성능과 비교한다. 실험을 위해서 Z_r 은 $-L \leq Re\{Z_r\}, Im\{Z_r\} \leq L$ 범위의 신호 공간 R^2 내에서 균일한 샘플링을 실시하여 발생시킨다. 샘플링을 통해 얻어진 Z_r 의 수를 매우 크게 하면 ($>10000N$) Z_r 들간의 간격을 무시할 수 있으며, 이 샘플링 Z_r 이 연속적인 신호 공간을 표시할 수 있다.

최적화된 O-QAM 신호 좌표는 그림 2의 정방형 QAM 신호 좌표와 다르다. Foschini[7]는 발생 확률이 일정한 변조 신호 집합에 대해 심볼 오류 가능성을 최소화하는 방법으로 최적화된 변조 신호 집합을 얻었다. Liu[9]에 의해 제안된 신호 분포 좌표는 임의의 부호책에 대상으로 AWGN에 기인한 평균적인 왜곡을 최소화함으로써 만들어졌다.

그림 5에 각각의 실험 결과들을 그래프로 표현해 놓았다. 여기서 변조 신호는 AWGN 채널을 통과해서 전송되었다고 가정하였다. O-QAM 신호는 CSNR = 20dB인 환경에서 식(8)과 (10)을 적용함으로써 최적화했다. 이 그림은 O-QAM과 Liu의 시스템이 Foschini의 시스템과 정방형의 QAM 시스템보다 현저히 성능이 뛰어나다는 것을 보여준다.

이런 결과는 O-QAM과 Liu의 시스템이 임의의 부호책에 대해 최적화되었기 때문이다. 그림 6은 CSNR = 20dB인 환경에서 변조 신호들이 최적화되는 과정을 나타내고 있다. 변조 신호들이 최적화되면서, 소스 데이터 공간에서 비슷하지 않은 코드 벡터들에 할당되는 변조 신호들은 변조 신호공간에서 멀리 떨어져서 위치하며, 이 신호들간에 전이가 일어난다면 왜곡에 큰 영향을 미친다. 이런 결과로부터, O-QAM은 통신 시스템의 왜곡을 줄이는데 매우 효과적임을 알 수 있다.

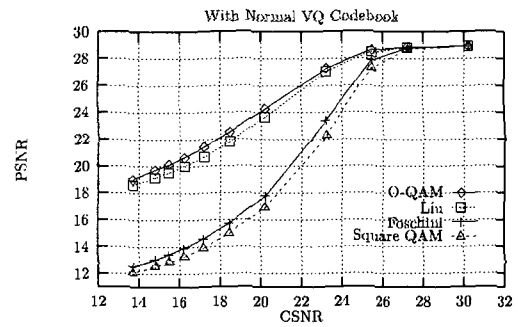


그림 5. AWGN 채널에서 여러 최적화된 직교진폭변조 시스템간의 성능비교.

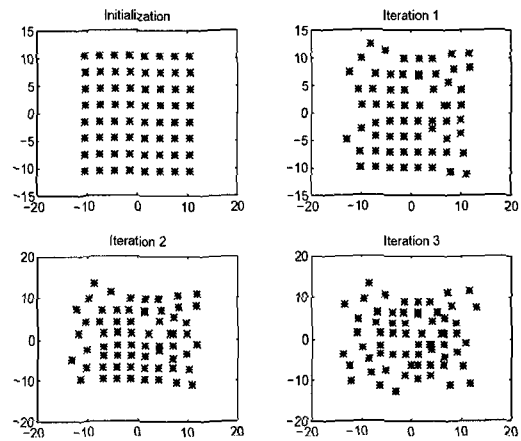


그림 7. 전체 왜곡 $D(C, S)$ 를 줄이는 변조신호의 최적화과정 중에서 처음과 그 이후의 세 번의 반복결과. 이때 CSNR = 20dB이다. 그 신호는 37 번의 반복과정을 통해 최적화된다.

C. COVQ에 대한 실험결과

COVQ 부호책에 대한 실험결과는 그림 7에 나타내었다. 그림에서, "COVQ(CSNR = 28dB)," "COVQ(CSNR = 20dB)," "COVQ(CSNR = 16dB),"은 COVQ 부호책이 각각 CSNR =28dB, CSNR =20dB, CSNR =16dB인 채널환경을 대상으로 최적화되었다는 것을 표시한다. 그림 7에 따르면, COVQ의 성능은 COVQ 부호책이 훈련될 때 가정한 CSNR의 범위 부근에서 우수함을 볼 수 있다. CSNR=16dB에 대해 훈련된 부호책은 CSNR > 20dB를 만족하는 채널 환경에서는 좋지 않은 성능을 나타낸다는 사실을 그림 7을 통해서 알 수 있다.

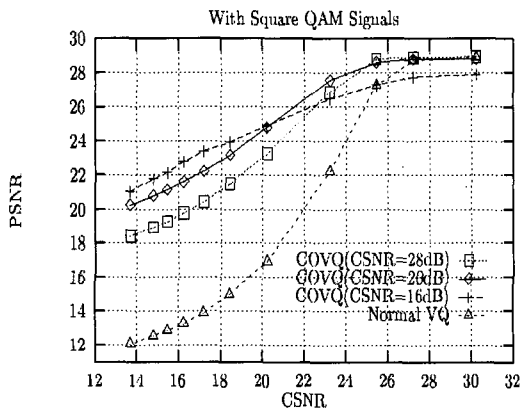


그림 7. 여러 최적화된 VQ 부호책간의 성능비교.

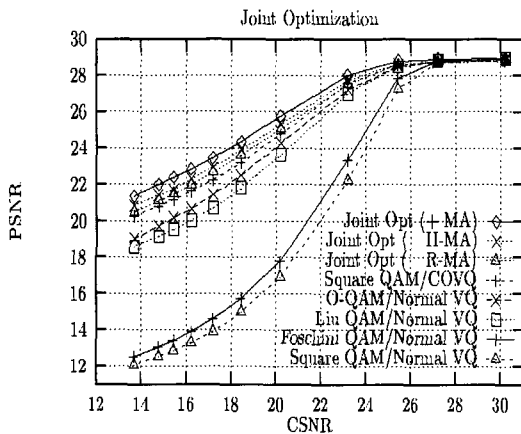


그림 8. 여러 최적화된 통신 시스템의 성능비교.

D. 공동 최적화 알고리즘의 실험결과

그림8은 표2에서 기술한 동시 최적화 알고리즘을 적용한 결과를 보여준다. 이 실험에서는 종래의 시스템들과 성능이 비교되었다. 비교되는 시스템들은 정방형 QAM으로 구성되어 있거나, 노이즈가 없는 채널을 대상으로 만들어진 VQ 부호책을 사용하는 시스템 등이다. 종래의 시스템(O-QAM/normal VQ, Liu QAM/normal VQ)은 잡음 없는 채널에서 최적화된 VQ 부호책과 O-QAM 알고리즘의 결과 또는 Liu[9] QAM을 사용하여 설계된다. "Square QAM/COVQ"는 COVQ 부호책과 정방형 형태의 QAM을 갖는 시스템을 나타낸다. 제안하는 시스템을 표현하는 "Joint Opt"은 CSNR의 광범위에서 다른 시스템들보다 우수한 성능을 보여준다. 설계된 시스템의 이득은 주로 COVQ와 O-QAM으로부터 얻어진다. 참고로, 전송 오류가 전혀 없을 때 벡터 양자화 부호책(N = 64)의 성능은 28.9338 dB이었다.

두가지 종래의 시스템들(Foschini QAM/normal VQ 와 square QAM/normal VQ)의 성능을 살펴 보면, 낮은 CSNR 영역에서 좋지 않은 성능을 나타냄을 알 수 있는데, 이는 VQ 부호책을 공동 최적화 과정에서 사용하는 것이 얼마나 필요한지 알 수 있게 한다.

초기값을 무작위로 매핑한 "joint opt. (+R-MA)"의 성능은 QAM/COVQ보다 약간 좋다. "joint opt. (+R-MA)"의 O-QAM은 MA가 없기 때문에, 충분히 최적화되지 못한다. 공동 최적화를 위한 알고리즘이 적용하게 되기 전에, 코드벡터와 변조 신호들사이의 초기 매핑의 좋은 선택을 제공하기 위해서 H-MA(휴리스틱 MA) 또는 제안된 MA가 적용되면 제안하는 시스템의 성능은 향상된다. 그림 9는 제안된 알고리즘의 주관적인 성능을 보여준다. 512x512크기의 LENA 이미지는 VQ(N = 256) 부호책에 의해 부호화되었다. CSNR = 30.26인 노이즈 채널을 통해 전송된 후 수신단에서 복원된 영상을 그림 9(a)와 (b)에 나타내었다. 그림 9(c)와 (d)는 CSNR = 28.50인 노이즈 채널을 통과한 후 재구성된 영상들이다. 기존 시스템을 이용한 결과 [그림 9(a)와 (c)]에 비해 제안된 시스템을 이용한 결과[그림 9(b)와 (d)]가 시각적으로 매우 좋음을 보여준다.



그림 9. 레나 이미지는 VQ 부호책(N=256)으로 부호화되고, 잡음 채널에서 전송된다. (a)와 (c)는 기존의 시스템(VQ+QAM)으로 수신된 데이터를 재구성한다. (b)와 (d)는 제안된 시스템(COVQ+O-QAM)으로 재구성하였다. 잡음 채널에서 CSNRs은 각각 (a)와 (b)에서 30.26 dB, (c)와 (d)에서는 28.50 dB이다.

VII. 결 론

본 논문은 VQ 부호기와 QAM 신호 집합을 공동 최적화하기 위한 반복적인 알고리즘을 제안하였다. 제안된 방법은 양자화 오류와 채널 왜곡을 포함하는 전체 왜곡을 동시에 최소화함으로써 VQ 기반 통신 시스템을 최적화한다. 비록 설계의 계산량이 아주 높지만, 그것은 오프 라인으로 하게 될 수 있고, 시스템 동작에 영향을 주지 않는다. 제안하는 공동 최적화 기법은 개별적으로 최적화되는 종래의 몇 개의 시스템들을 능가하는 성능을 보여 준다. 부가적으로, 코드백터와 변조 신호사이의 초기 매핑 알고리즘은 제안하는 시스템의 성능을 한층 더 개선시킨다.

부 록

$A(\alpha, \beta)$ 의 유도 과정

본 부록에서는 식(24)의 $A(\alpha, \beta)$ 를 유도한다. 임의의 신호 S_α 와 S_β 를 고려하여, 식(21)의 $D(C, S)$ 를 다음식 (A1)처럼 다시 쓸 수 있다.

$$D(C, S) = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{Y_i \in \mathcal{Q}_i} \sum_{\substack{j \in \mathcal{Q}_i \\ j \neq \alpha, \beta}} P(S_j | S_i) d(Y_i, X_j) \quad (A1) \\ + D(C, S_\alpha) + D(C, S_\beta) + D'(C, S_\alpha) + D'(C, S_\beta)$$

여기서, α 와 β 는 $[0, N-1]$ 범위내의 정수값이며,

$$\begin{aligned}
 D(C, S_\alpha) &= \sum_{j \in Q_\alpha} \sum_{Y_l \in \Omega_\alpha} P(S_j | S_\alpha) d(Y_l, X_j) \\
 D(C, S_\beta) &= \sum_{j \in Q_\beta} \sum_{Y_l \in \Omega_\beta} P(S_j | S_\beta) d(Y_l, X_j) \\
 D'(C, S_\alpha) &= \sum_{j \in Q_\alpha} \sum_{Y_l \in \Omega_j} P(S_\alpha | S_j) d(Y_l, X_\alpha) \\
 D'(C, S_\beta) &= \sum_{j \in Q_\beta} \sum_{Y_l \in \Omega_j} P(S_\beta | S_j) d(Y_l, X_\beta)
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \tilde{D}'(C, S_\alpha) &= \sum_{j \in Q_\alpha} \sum_{Y_l \in \Omega_j} P(S_\alpha | S_j) d(Y_l, X_\beta) \\
 &\quad + \sum_{\substack{j \neq \beta \\ Y_l \in \Omega_\alpha}} P(S_\alpha | S_\beta) d(Y_l, X_\beta) \\
 \tilde{D}'(C, S_\beta) &= \sum_{j \in Q_\beta} \sum_{Y_l \in \Omega_j} P(S_\beta | S_j) d(Y_l, X_\alpha) \\
 &\quad + \sum_{\substack{j \neq \alpha \\ Y_l \in \Omega_\beta}} P(S_\beta | S_\alpha) d(Y_l, X_\alpha)
 \end{aligned}$$

S_α 와 S_β 에 매핑되어 있는 코드벡터 X_α 와 X_β 가 서로 교환된다면, 스위칭 이후의 (A1)의 왜곡은 아래와 같이 된다.

이다.

$A(\alpha, \beta)$ 는 S_α 와 S_β 에 할당된 코드벡터의 교환으로 인한 $D(C, S)$ 의 감소량을 나타낸다.

$$\begin{aligned}
 &\tilde{D}(C, S) \\
 &= \sum_{\substack{i=0 \\ i \neq \alpha, \beta}}^{N-1} \sum_{Y_l \in \Omega_i} \sum_{\substack{j \in Q_i \\ j \neq \alpha, \beta}} P(S_j | S_i) d(X_i, X_j) \\
 &\quad + \tilde{D}(C, S_\alpha) + \tilde{D}(C, S_\beta) + \tilde{D}'(C, S_\alpha) + \tilde{D}'(C, S_\beta)
 \end{aligned} \tag{A6}$$

즉,

$$A(\alpha, \beta) = D(C, S) - \tilde{D}(C, S). \tag{A15}$$

여기서, R_α 는 R_β 와 경계값을 공유하지 않는다고 할 때,

식(19)로부터 $P(S_j | S_j) = P(S_j | S_j)$ 가 성립하기 때문에, (A15)에 (A1)과 (A6)을 대입하면 아래와 같이 정리된다.

$$\begin{aligned}
 \tilde{D}(C, S_\alpha) &= \sum_{j \in Q_\alpha} \sum_{Y_l \in \Omega_\alpha} P(S_j | S_\alpha) d(Y_l, X_j) \\
 \tilde{D}(C, S_\beta) &= \sum_{j \in Q_\beta} \sum_{Y_l \in \Omega_\beta} P(S_j | S_\beta) d(Y_l, X_j) \\
 \tilde{D}'(C, S_\alpha) &= \sum_{j \in Q_\alpha} \sum_{Y_l \in \Omega_j} P(S_\alpha | S_j) d(Y_l, X_\beta) \\
 \tilde{D}'(C, S_\beta) &= \sum_{j \in Q_\beta} \sum_{Y_l \in \Omega_j} P(S_\beta | S_j) d(Y_l, X_\alpha)
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 A(\alpha, \beta) &= (P_\alpha - P_\beta)(G_\alpha - G_\beta) - 2(F_\alpha - F_\beta)(V_\alpha - V_\beta) \\
 &\quad + (M_\alpha - M_\beta)(E_\alpha - E_\beta) + (X_\alpha^2 - X_\beta^2) \\
 &\quad \times \left\{ \sum_{j \in Q_\alpha} P(S_j | S_\alpha) M_j - \sum_{j \in Q_\beta} P(S_j | S_\beta) M_j \right\} \\
 &\quad - 2(X_\alpha - X_\beta) \\
 &\quad \times \left\{ \sum_{j \in Q_\alpha} P(S_j | S_\alpha) V_j - \sum_{j \in Q_\beta} P(S_j | S_\beta) V_j \right\} \\
 &\quad - B(\alpha, \beta)
 \end{aligned}$$

$$P_\alpha = \sum_{j \in Q_\alpha} P(S_j | S_\alpha) \tag{A17}$$

$$G_\alpha = \sum_{Y_l \in \Omega_\alpha} Y_l^2 \tag{A18}$$

$$F_\alpha = \sum_{j \in Q_\alpha} X_j P(S_j | S_\alpha) \tag{A19}$$

$$V_\alpha = \sum_{Y_l \in \Omega_\alpha} Y_l \tag{A20}$$

$$E_\alpha = \sum_{j \in Q_\alpha} X_j^2 P(S_j | S_\alpha) \tag{A21}$$

$$M_\alpha = \text{the number of elements in } \Omega_\alpha \tag{A22}$$

이며, 그렇지 않고 R_α 가 R_β 와 경계값을 공유할 때는, $\alpha \in Q_\beta$ 와 $\beta \in Q_\alpha$ 이기 때문에

$$\begin{aligned}
 \tilde{D}(C, S_\alpha) &= \sum_{j \in Q_\alpha} \sum_{Y_l \in \Omega_\beta} P(S_j | S_\alpha) d(Y_l, X_j) \\
 &\quad + \sum_{\substack{j \neq \beta \\ Y_l \in \Omega_\alpha}} P(S_\beta | S_\alpha) d(Y_l, X_\alpha) \\
 \tilde{D}(C, S_\beta) &= \sum_{j \in Q_\beta} \sum_{Y_l \in \Omega_\alpha} P(S_j | S_\beta) d(Y_l, X_j) \\
 &\quad + \sum_{\substack{j \neq \alpha \\ Y_l \in \Omega_\beta}} P(S_\alpha | S_\beta) d(Y_l, X_\beta)
 \end{aligned}$$

$$B(\alpha, \beta) = \begin{cases} 2P(S_\beta | S_\alpha)(2(X_\alpha - X_\beta)(V_\alpha - V_\beta) \\ \quad + (X_\alpha^2 - X_\beta^2)(M_\beta - M_\alpha)), \\ \text{if } R_\alpha \text{ shares a boundary with } R_\beta \\ 0, \text{ otherwise} \end{cases}$$

참 고 문 헌

- [1] K. Ramchandran, A. Ortega, K.M. Uz, and M.Vetterli, "Multiresolution broadcast for digital HDTV using joint source-channel coding," *IEEE J. Select. Areas Commun.*, vol. 11, pp. 6-23, Jan. 1993.
- [2] N. Tanabe and N. Farvardin, "Subband image coding using entropy-coded quantization over noisy channels," *IEEE J. Select. Areas Commun.*, vol. 10, pp. 926-943, June 1992.
- [3] K. Fazel and M. Ruf, "Combined multilevel coding and multiresolution modulation," in *Proc. IEEE Int. Conf. Communications*, Geneva, Switzerland, May 1993, pp. 1081-1085.
- [4] M. Polley, S. Wee, and W. Schreiber, "Hybrid channel coding for multiresolution HDTV terrestrial broadcasting," in *Proc. IEEE Int. Conf. Image Processing*, Nov. 1994, pp. 243-247.
- [5] V. A. Vaishampayan and N. Farvardin, "Joint design of block source codes and modulation signal sets," *IEEE Trans. Inform. Theory*, vol. 38, pp. 1230-1248, July 1992.
- [6] A. Gersho and R. M. Gray, *Vector Quantization and Signal Compression*. Boston, MA: Kluwer, 1992.
- [7] G. J. Foschini, R. D. Gitlin, and S. B. Weinstein, "Optimization of two dimensional signal constellations in the presence of Gaussian noise," *IEEE Trans. Commun.*, vol. COM-22, pp. 28-38, Jan. 1974.
- [8] C. E. W. Sundberg, W. C. Wong, and R. Steele, "Logarithmic PCM weighted QAM transmission over Gaussian and Rayleigh fading channels," in *Proc. Inst. Elect. Eng.*, vol. 134, Oct. 1987, pp. 557-570.
- [9] F.-H. Liu, P. Ho, and V. Cuperman, "Joint source and channel coding using a nonlinear receiver," in *Proc. ICC 93*, 1993, pp. 1502-1507.
- [10] W. T. Webb and L. Hanzo, *Modern Quadrature Amplitude Modulation*. New York: IEEE Press/Pentech, 1994.
- [11] N. Farvardin and V. Vaishampayan, "On the performance and complexity of channel-optimized vector quantizers," *IEEE Trans. Inform. Theory*, vol. 37, pp. 155-160, Jan. 1991.
- [12] N. Phamdo, N. Farvardin, and T. Moriya, "A unified approach to treestructured and multistage vector quantization for noisy channels," *IEEE Trans. Inform. Theory*, vol. 39, pp. 835-850, May 1993.
- [13] D. Miller and K. Rose, "Combined source-channel vector quantization using deterministic annealing," *IEEE Trans. Commun.*, vol. 42, pp. 347-356, Feb./Mar./Apr. 1994.
- [14] K.-P. Ho and J. M. Kahn, "Combined source-channel coding using channel-optimized quantizer and multicarrier modulation," in *Proc. 1996 IEEE Int. Conf. Communications*, June 1996, pp. 1323-1327.
- [15] H. Stark, F. B. Tuteur, and J. B. Anderson, *Modern Electrical Communications*. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1988.
- [16] W. S. Lee, M. R. Pickering, M. R. Frater, and J. F. Arnold, "Error resilience in video and multiplexing layers for very low bit-rate video coding systems," *IEEE J. Select. Areas Commun.*, vol. 15, pp. 1764-1774, Dec. 1997.
- [17] Y. Linde, A. Buzo, and R. M. Gray, "An algorithm for vector quantizer design," *IEEE Trans. Commun.*, vol. COM-28, pp. 84-95, Jan. 1980.

