

# 벡터양자화된 부대역 코덱에서 최적필터의 구현

## The Design of Optimal Filters in Vector-Quantized Subband Codecs

지 인 호\*  
(Inn Ho Jee\*)

\* 이 논문은 1997년도 과학재단 핵심전문연구 지원사업 (KOSEF 과제번호: 971-0917-109-1)에 의하여 연구되었습니다.

### 요 약

부대역 코딩은 데이터의 압축을 위해 신호의 주파수를 부대역 필터로 통과시켜 서로 상관성이 없는 주파수대역으로 분할하여 각 대역의 신호의 에너지에 적합한 비트 할당을 사용하여 인코딩한다. 실제로 부대역 신호의 코딩은 PCM, DPCM이 사용되는 데 고압축의 전송속도를 얻기 위해서 벡터양자기를 사용하였다. 대부분의 연구자들은 부호화기의 오차에만 주안점을 두고 전체 필터대역의 회복오차와 이 오차가 필터대역에 의존되는 것에는 연구가 진행되지 않았다. 본 논문은 벡터양자기를 사용한 부대역 코덱의 분석과 최적구현의 새로운 접근방법을 제공하여 준다. 본 논문에서는 부대역 코덱에서 벡터양자기의 코드 북의 크기와 벡터크기 그리고 대역필터계수에 의존되는 전체 시스템의 회복오차인 Mean Squared reconstruction Error(MSE)를 계산하였다. 본 논문에서는 각 대역의 구조에서 이 MSE로 양자화를 모델링하고 주어진 전송속도, 필터길이, 입력신호 상관모델의 함수인 이 MSE를 최소화하는 최적의 Finite Impulse Response(FIR) 필터를 구현하였다. 최적구현의 예로 2-채널의 paraunitary 필터뱅크의 4-tap 필터계수를 구하였다. 이 paraunitary 최적의 필터 계수들을 Monte Carlo 모의시험을 사용하여 구하였다. 이 논문은 벡터양자기를 사용한 부대역 코덱의 분석방법을 제공하여 주어서 그 활용도가 기대된다.

### ABSTRACT

Subband coding is to divide the signal frequency band into a set of uncorrelated frequency bands by filtering and then to encode each of these subbands using a bit allocation rationale matched to the signal energy in that subband. The actual coding of the subband signal can be done using waveform encoding techniques such as PCM, DPCM and vector quantizer(VQ) in order to obtain higher data compression. Most researchers have focused on the error in the quantizer, but not on the overall reconstruction error and its dependence on the filter bank. This paper provides a thorough analysis of subband codecs and further development of optimum filter bank design using vector quantizer. We compute the mean squared reconstruction error(MSE) which depends on  $N$  the number of entries in each code book,  $k$  the length of each code word, and on the filter bank coefficients. We form this MSE measure in terms of the equivalent quantization model and find the optimum FIR filter coefficients for each channel in the M-band structure for a given bit rate, given filter length, and given input signal correlation model. Specific design examples are worked out for 4-tap filter in 2-band paraunitary filter bank structure. These optimum paraunitary filter coefficients are obtained by using Monte Carlo simulation. We expect that the results of this work could be contributed to study on the optimum design of subband codecs using vector quantizer.

### I. 서 론

부대역 코딩(Subband coding)의 기술은 낮은 전송속도에서 음성, 화상, 고화질TV(HDTV)신호의 코딩에 많이 사용되고 있다. 부대역 코딩의 개념은 입력신호의 주파수대역을 분할하고 각 대역의 에너지가 반영되는 비트의 할당 알고리즘을 사용하여 코딩하는 것이다. 본 연구의

시스템을 그림 1에 나타내었다. 실제 시스템에서는 신호는 전송하기 전에 양자화 되고 합성의 대역필터에 의해 회복된다. 그래서 양자화의 효과가 시스템의 설계에 주의 깊게 고려되어야 한다. Westerink[1]는 2-채널의 부대역 필터대역에 확률 밀도함수를 사용한 최적화 된 양자기의 잠음모델을 삽입하고 결정적인 방법으로 분석하였다. 최근에 스칼라 양자화 된 신호에 대해서 cyclo-stationary 와 polyphase 표현이 부대역 코딩시스템에서 양자화 효과의 분석에 유용하다고 알려져 왔다. Uzen[2]이 M-대역의 경우에 cyclo-stationary 개념을 적용하고 양자기에 gain-plus-

\* 홍익대학교 전자전기 컴퓨터공학부  
접수일자: 1999년 12월 22일

additive noise 모델을 사용하였다. Polyphase 접근방법은 필터대역을 polyphase matrix로 재구성하여 시간불변의 시스템 분석방법을 제공하여 준다. Haddad[2]는 polyphase 접근방법을 사용하여 일반적인 M-부대역코딩 시스템에서의 양자화 효과를 분석하였다. 그는 다음의 두 개념에 의거하여 최적필터의 구현방법을 발전시켰다. (1) 송신기에서 각각의 스칼라 양자기를 보상하기 위해서 스칼라 상수를 도입하였다. (2) 그는 필터대역에 polyphase 방법을 적용하고 확률밀도함수로 최적화 된 양자기에 비 선형의 gain-plus-additive noise 모델을 사용하였다. 대부분의 연구자들은 벡터양자기의 오차에 초점에 관심이 있고 전체 시스템의 회복오차와 이 오차가 필터대역에 의존하는 것에는 연구를 진행하지는 않았다. 이 논문은 벡터 양자기를 사용한 최적화 된 필터뱅크의 구현에 있다. 본 논문의 제안은 다음과 같다. (1) 벡터양자기의 모델을 설정하였다. (2) 벡터양자기의 코드 북의 크기, 코드단어의 길이, 대역 필터 계수들에 의존하는 전체 시스템의 회복 MSE를 계산하였다. (3) 회복된 MSE를 증가적인 양자기의 모델로 나타내고 주어진 전송속도, 주어진 필터의 길이, 주어진 입력신호의 상관모델에서 M-밴드 구조의 각 채널에 대한 최적의 FIR 필터 계수를 찾는 것으로 이루어졌다.

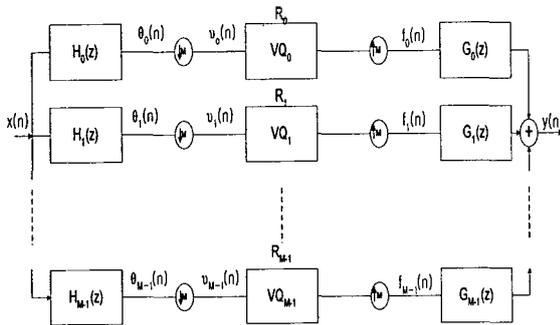


그림 1. 벡터양자기를 사용한 M-대역의 필터뱅크구조  
Fig. 1. M-band filter bank structures with vector quantizer.

각 대역을 위한 벡터양자기의 코드 북은 AR(1) 신호  $x(n)$ 의 500,000 표본 치를 완전재생의 조건을 만족하는 FIR 필터대역을 통과시킨 후 훈련신호로 사용한 Linde-Buzo-Gray(LBG) 알고리즘으로 생성되었다. 각 대역의 코드 북의 인수들을 선정하기 위해서 전역추적방식이 사용된다. 이 구조를 위한 전체의 제한은 각 대역에 할당된  $R$  bit/sec는 다음과 같다.

$$\frac{1}{M} \sum_{j=0}^{M-1} R_j = R \quad (1)$$

$R_j$ 는 양자기(Q)에 할당된 비트의 수이다. 각 벡터양자기는 길이가  $k_j$ 이고  $N_j$ 목록인 코드 북을 가지는데  $R_j$ 는 다음의 조건을 만족한다.

$$R_j = \frac{\log_2 N_j}{k_j} \quad (2)$$

복잡도의 조건은 실제로 코드북의 크기  $k_j R_j \leq \log_2 N_{max}$ 의 제한으로 결정되는 데  $N_{max}$ 는 최대 코드 북의 크기를 나타낸다. 비트 할당인  $R_j$ 가 벡터차원에 의존하므로 벡터차원을 찾는 반복적인 절차가 요구된다.

## II. VQ 경계치에 의한 최적의 벡터 양자기

벡터양자화는 스칼라 양자화의 일반적인 확장이다. 일반적으로 부대역들은 intra-band VQ나 inter-band VQ로 인코딩 된다. Intra-band VQ에서 각 부대역은 개별적으로 하나의 VQ로 인코딩 된다. Inter-band VQ에서는 모든 부대역에 작용하는 하나의 VQ이다.

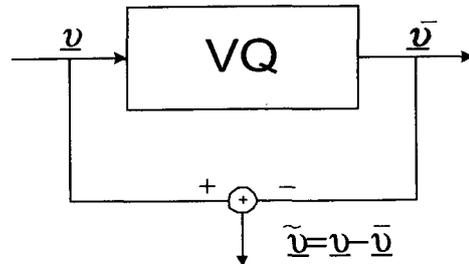


그림 2. 벡터양자기  
Fig. 2. Vector quantizer.

그림 2에 나타난  $N$ -레벨,  $k$ -차원의 양자기가 입력벡터  $\underline{x} = (v_0, v_1, \dots, v_{k-1})^T$ 을 유한한 재생의 영문자군  $\hat{A} = \{\hat{\underline{x}}_i; i=1, 2, \dots, N\}$ 에서 설정된  $\hat{\underline{x}} = Q(\underline{x})$ 로 변환시킨다. 여기서  $N$ 은 벡터의 수이고  $\log_2 N$ 은 벡터당 비트로 양자기의 rate라고 부르고,  $R = (\log_2 N)/k$ 를 부호 당 비트의 rate 인데 입력이 표본화된 파형일 경우의 단위는 표본당 비트수가 된다. 양자기의 성능은 왜곡,  $D = \frac{1}{k} E\|\underline{x} - Q(\underline{x})\|^2$ , 여기서  $\|\cdot\|$ 는  $l_2$  norm를 나타낸다. 우리는  $D$ 를 최소화시키는  $\hat{v}_1, \hat{v}_2, \dots, \hat{v}_N$ 을 찾고자 한다. 높은 해상도에서 최적의 벡터 양자기의  $k$ -차원의  $m^{\text{th}}$ 전역 distortion rate 함수[3]는 다음과 같다.

$$D_{VQ}^k(R) = C(k, m) 2^{-(m/k)R} \int [p(\underline{x})]^{k/(m+k)} d\underline{x} \quad (3)$$

상수  $C(k, m)$ 는 벡터의 차원과  $m$ 의 함수인데, 셀이  $k$ -차원의 공간에서 포함되는 정도를 나타내는 데 참고문헌[4]에서 얻을 수 있다.

밀도함수  $p(\underline{x})$ 는 벡터 process의  $k$ -차원 결합확률 밀

도함수이다. Jayant와 Noll[5]에 의하면 Gaussian 확률함수의 신호로 최적화된 벡터양자화 코덱의 평균제공자층의 오차는 한 프레임에서 점근적 distortion-rate 함수[3]를 사용하여 계산될 수 있다.

$$D_{VQ}^k \approx \tau 2^{-2R/k} (\det \Gamma)^{1/k} \equiv \sigma_x^2 \quad (4)$$

여기서  $k$ ,  $R$ ,  $\Gamma$ 는 각각 벡터의 차원, 양자기에 할당된 비트 수, 입력신호의 covariance 행렬이고  $\tau$ 은 상관인자로 다음과 같다.

$$\tau = 2\pi ck \left(1 + \frac{2}{k}\right)^{k/2+1} \quad (5)$$

여기서  $c$ 는 VQ에 관한 양자화의 계수이다. 양자화의 계수들은  $k=1$  또는 2일 경우를 제외하고는 알려져 있지 않다. 그러나 최저와 최대 경계치를 사용한 여러 근사화 방법이 있다. 이 논문은 Voronoi lattice upper bound[4]의 근사화 방법을 사용하였다. 직접  $\det \Gamma$  값을 추정하는 것을 계산량이 매우 많아 Toeplitz 분배정리들[5] 사용하여 정리하면

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \det \Gamma^{1/k} = \exp\left[-\frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} \log_e S_{vv}(e^{j\omega}) d\omega\right] = \sigma_{e,\min}^2 \quad (6)$$

여기서  $S_{vv}(e^{j\omega})$ 는 벡터양자기 입력의 불규칙신호  $(v(n))$ 의 전력 스펙트럼밀도이고  $\sigma_{e,\min}^2$ 는 최소의 예측오차의 에너지이다. 벡터차원과 예측기의 오차가 적당히 커지면 식 (4)은 다음과 같이 간략화 된다.

$$D_{VQ}^k \approx \tau 2^{-2R/k} \sigma_e^2 \quad (7)$$

여기서  $\sigma_e^2$ 는 mean square sense[5]에서 유한한 기억소자의 최적 예측기를 사용한 예측 오차신호의 분산이 된다. 각 부대역에서  $\det \Gamma^{1/k}$ 가  $\sigma_e^2$ 로 대체될 수 있는 타당성을 보였다[6].

이 벡터양자화의 점근적인 이론[7]은 전체 시스템의 rate이 1 bit/sample 미만 일 때는 실제 VQ와의 성능차이는 모의실험으로 추정해서 0.25 - 3 bits/sample의 영역에서 작음을 확인할 수 있다.  $R$ 이 작고  $k=8$ 로 작으므로, 우리는  $R$ 과  $k$ 에 의존하는 실험적으로 얻어진 수정인자  $\delta$ 을 도입한다. 참고문헌[3]에서 independent identical distributed(iid) Gaussian 신호에 대한  $\delta$ , 값을 얻을 수 있다. 이 수정인자는 실제의 벡터양자기의 성능을 설명하는 계수인데, 이 값들은 주어진 비트 rate에서 실험적으로 벡터양자기의 왜곡을 구하고 사용된 모델의 식과 비교하여  $\delta$ ,을 구하여진다[7]. 이  $\delta$ , 값들은 합당하게 작고 VQ rate나 차원이 증가하면 감소한다. 같은 결과들이 Laplace pdf 경우

에도 얻을 수 있다[7].

선형최적 예측이론[5]에 의하면 최적의 오차  $\sigma_e^2 = E\{(\hat{v} - v)^2\}$ 는 다음과 같이 표현된다.

$$\sigma_e^2 = \gamma_v^2 \sigma_v^2 \quad (8)$$

여기서  $\gamma_v^2$ 는 최대 예측이득의 역수인 spectral flatness measure로 다음과 같이 표현된다.

$$\gamma_v^2 = \min\{\infty c_i\} / \sigma_v^2 = [\max\{\infty c_i\}]^{-1} \quad (9)$$

여기서  $G_b$ 는 예측기의 예측이득이다[5].  $\gamma_v^2$ 은 양자기에 의존하지 않는다. 우리는  $\gamma_v^2$ 을 다음과 같이 계산한다. 평균이 영이고 전력스펙트럼밀도가  $S_{xx}(e^{j\omega})$ 인 신호  $x(n)$ 가 저 대역의 통과필터  $H(e^{j\omega})$ 를 통과하여 여파된 신호의 전력스펙트럼 밀도는  $S_{vv}(e^{j\omega}) = |H(e^{j\omega})|^2 S_{xx}(e^{j\omega})$ 이 되고  $\gamma_v^2$ 은 다음과 같다.

$$\gamma_v^2 = \frac{\exp\left[-\frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} \log_e S_{vv}(e^{j\omega}) d\omega\right]}{\frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} S_{vv}(e^{j\omega}) d\omega} \quad (10)$$

VQ의 mean square 오차는 다음과 같다.

$$\sigma_x^2 = \tau 2^{-2(R/k - \delta)} \gamma_v^2 \sigma_v^2 \quad (11)$$

### III. M-대역의 필터뱅크에서 벡터양자화 분석

참고문헌[8]은 부대역 시스템에서 벡터양자화 효과가 분석되었다. Linde-Buzo-Gray(LBG) 제약조건을 사용한 최적화 된 벡터양자기가 등가적인 벡터양자기로 모델화되었다. 본 논문은 필터를 polyphase 구성을 적용하고 M-대역 필터뱅크 구조에 등가적인 벡터양자기를 그림1의 downsampler과 upsampler 사이에 삽입하였다. 그리고 필터 계수, 입력 자기상관계수, 각 부대역에 할당된 비트의 함수들로 출력의 MS 양자화 오차를 계산하였다.

Pdf 최적화 된 스칼라 양자기를 위한 gain-plus-additive 잡음모델[5]은 그림 3에 나타내었다.

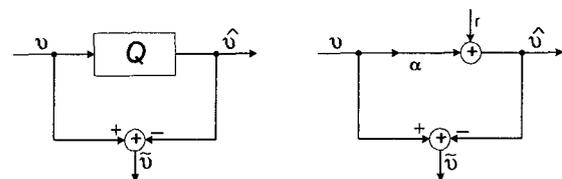


그림 3. Pdf-최적화된 양자기와 gain-plus-additive 잡음모델  
Fig. 3. Pdf-optimized quantizer and gain-plus-additive noise model.

$$E\{\tilde{v}\} = 0, \quad E\{\tilde{v}\tilde{v}\} = 0 \quad (12)$$

$$\alpha = 1 - \frac{\sigma_v^2}{\sigma_v^2}, \quad \sigma_r^2 = \alpha(1-\alpha)\sigma_v^2 = \alpha\sigma_v^2 - \sigma_v^2 = (1-\alpha)\sigma_v^2 \quad (13)$$

$\alpha$ 는 비선형의 이득계수이며  $\sigma_v^2$ 은 가상의 무작위잡음의 분산인데, 이 모델이 최적화된 벡터양자기의 모델로 사용될 수 있음을 보였다[6]. 벡터양자기에서  $\alpha$ 의 표현은 다음과 같다[6].

$$\alpha = 1 - r \cdot 2^{-2(N/k-k)} \gamma_v^2 \quad (14)$$

그런데 paraunitary 필터대역에서 MS 양자화 오차는 다음과 같은 형태[9]로 표현된다.

$$\sigma_{y_s}^2 = \sigma_d^2 + \sigma_n^2, \quad \sigma_d^2 = \frac{1}{M} \sum_{i=0}^{M-1} (\alpha s_i - 1)^2 \sigma_{v_s}^2, \quad \sigma_n^2 = \frac{1}{M} \sum_{i=0}^{M-1} s_i^2 \sigma_r^2 \quad (15)$$

여기서  $\sigma_d^2$ 는 신호왜곡이고  $\sigma_n^2$ 은 무작위잡음이다.  $\sigma_{v_s}^2 = \alpha_i \gamma_v^2 2^{-2R/k}$ ,  $\sigma_{v_s}^2$ 는  $i$ 번째 채널에서 가상의 무작위잡음의 분산이며  $\sigma_r^2$ 는 FIR 필터의 함수이고  $\sigma_r^2 = \alpha(1-\alpha)\sigma_v^2$ 이다. 보상기  $s_i$ 은 paraunitary 필터대역에서는 1이 된다.

#### IV. 최적의 부대역의 필터 구현 및 모의시험

본 논문은 pdf 최적화된 벡터양자기를 사용한 필터대역에 polyphase 기법을 적용하였다. 이 기법과 벡터양자기의 모델이 시간영역에서 MSE를 계산하여 주는 공식[8]을 제공 해준다. 이 출력의 MSE가 다음의 두 조건에 따라 최소화시키는 분석과 합성의 필터를 찾는 것이 목적이 된다. (1) 양자기가 없을 때의 완전회복조건(Perfect Reconstruction:PR) (2) 전 대역에 할당된 전체의 비트율. Minimize  $\sigma_{y_s}^2 = \sigma_d^2 + \sigma_n^2$  subject to PR,

$$\sum_{i=0}^{M-1} R_i = MR, \quad R_i = \frac{\log_2 N_i}{k_i} \quad (16)$$

Lagrangian multiplier 방법을 사용하여 최적 비트의 할당을 구할 수 있다.

1. Paraunitary 2채널의 크기가 4인 필터뱅크의 특정한 예를 보인다. 필터구현의 문제는 주어진 전체의 비트 할당에서 출력의 Mean Square Error(MSE)를 최소화시키는 최적의 paraunitary 필터뱅크를 찾는 것이다. 코드 복은 구현에는 LBG 알고리즘을 사용하였다. 입력 AR(1) 신호

를 최적의 필터를 통과시킨다. 이 여파된 신호가 훈련신호로 사용된다. 훈련신호의 크기는 500,000 표본 치를 사용하였다. 코드 복의 크기  $N$ 은 비트 rate  $R$ 에 의존한다. LBG 알고리즘에서 splitting 기법을 사용해서  $R=0$ 에서 전체 훈련세트의 Centroid를 위해서 원하는 rate의 코드 복을 얻기 위해서 splitting 방법을 반복적으로 사용된다. 벡터의 크기,  $k=8$ 을 취하였다.

2. 비트 할당의 최적화에 스칼라 가우스 markov 신호가 벡터양자기를 구현하는 데 적용하였는데 다음과 같다.

$$x(n) = u(n) + \rho x(n-1) \quad (17)$$

$u(n)$ 은 IMSL 부 프로그램인 GGNML으로 만들어지는데 평균값은 0이고 분산 값이 1인 가우시안 프로세스이다. 이 프로세스는 부호화 알고리즘의 척도로 사용된다. 그 이유는 이것이 실제 음성과 영상의 유용한 수학적 모델로 고려되고, 그의 왜곡 rate 함수로 주어진 경계치가 알려졌기 때문이다.

3. 2-채널 4-tap 경우의 paraunitary 필터가 구현되었다. 최적화 알고리즘은 전체의 비트 수로 구속된 모든 가능한 비트 할당을 취하여 가장 작은 MSE를 취하는 Monte Carlo 모의시험 방식을 사용하였다. 벡터양자기의 복잡도를 고려하여 비트 rate는 0.5 - 1.0 bit/sample를 취하였다. 각 양자기들은 정수의 비트 수를 할당하고 고 주파수 대역은 최소한 1 비트를 취하고 저주파수의 대역은 최대 11 비트를 할당하였다. 테스트 신호는 64,000 표본치를 사용하였다.

4. 최적의 필터를 위한 계산절차

(a) 저대역과 고대역의 VQ에 비트를 할당하였다. 비트 rate  $R$ , 벡터차원  $k$ , 입력 상관 계수  $\rho$ , 초기의 이진수 Quadrature Mirror Filter(QMF) 4-tap,  $h_0(n) = \{a(0), b(0), c(0), d(0)\}$  고정시킨다.

$\tau = 2\pi c(1 + \frac{2}{k})^{k/2+1}$  [3]을 계산한다. 또한 수정인자  $\delta$  값을 [4]에서 얻는다. MSE인  $V(0)$ 을 큰 수로 고정한다.

(b) spectral flatness  $\gamma_v^2$ 을 계산한다.

$$\gamma_v^2 = \frac{\exp[\frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} \log_e S_w(e^{j\omega}) d\omega]}{\frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} S_w(e^{j\omega}) d\omega}$$

$S_w(e^{j\omega}) = |H(e^{j\omega})|^2 S_x(e^{j\omega})$  이고 직분은  $-\pi$  부터  $\pi$  사이를 5000 부분으로 분할하여 합하여 계산하고

$S_x(e^{j\omega}) = \frac{1-\rho^2}{1+\rho^2-2\rho\cos\omega} \sigma_r^2$  이 된다. 식 (14)으로 부터  $\alpha$ 가 계산된다.

(c) 식 (15)에서 Paraunitary 필터뱅크의 MSE는 4-tap 필터변수  $\{a, b, c, d\}$ 의 함수이다. 또한  $\sigma_{v_0}^2 = 1 + 2\rho(ab + bc + cd) + 2\rho^3(ad)$ ,  $\sigma_{v_1}^2 = 2 - \sigma_{v_0}^2$ 이다.

(d) 필터의 해는 IMSL Library(DNCONF) 프로그램을 사용하였다. 이 프로그램은 successive quadratic 프로그래밍과 유한한 difference gradient를 사용한 일반적인 비 선형의 구속된 최소화의 문제를 해결시켜준다. 그래서 최적의 필터  $h_0(n)$ 과 MSE가 얻어진다.

(e)  $\{MSE(V(i)) = \{MSE(V(i-1))\}$  을 조사하고 참이면 (b)단계로 가고 아니면 멈춘다.

최종적으로 최적의 필터계수  $h_0(n) = (a(i), b(i), c(i), d(i))$ 와 최소의  $MSE\{V(i)\}$ 을 얻는다. 초기의  $MSE\{V(0)\}$ 와 반복한 후 최종의  $MSE\{V(i)\}$ 을 비교한다.  $\rho = 0.95$ 인 AR(1) 신호와 평균 비트율이

0.75 bit/sample인 paraunitary 필터뱅크에서  $V(0)$ 은 0.047363이고 최종의  $V(i)$ 는 0.046211이었다.

5. 입력 AR(1) Gaussian 신호  $x(n)$ 은 그림 4의 최적화된 분석의 필터뱅크  $H_0^*(z), H_1^*(z)$ 을 통과한 후 최적의 비트 할당된  $R_0^*, R_1^*$ 로 LBG의 양자기로 양자화 된다. 다음에 합성필터뱅크  $G_0^*(z), G_1^*(z)$ 을 통과한 후 출력을 회복하기 위해서 합하여진다.

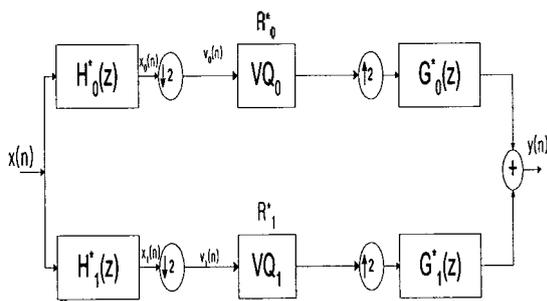


그림 4. AR(1) Gaussian 입력신호로 모의시험을 위한 최적의 2-채널 필터뱅크  
Fig. 4. Optimum two-channel filter bank for simulation with AR(1) Gaussian input.

Paraunitary 필터뱅크의 분석과 합성의 모의 시험 결과는 입력상관계수( $\rho = 0.95$ )인 경우 표 1에 나타내었다. 표 1에 각 채널에 최적의 정수 비트가 할당되고 모의실험결과와 MSE를 나타내었다. Monte Carlo 모의실험에 의해 구해진 최적의 필터계수( $h_0(n)$ )는 표 2에 나타내었다.

최적화 된 필터의 계수들은 출력의 MSE가 평균비트 rate ( $R$ )에 의존함에 불구하고 거의 변하지 않음을 알 수 있다. 그림 5에 표 2에 나타낸  $\rho = 0.95$ 이고  $R = 0.75$  bit/sample인 경우  $H_0(z), H_1(z)$ 의 magnitude 주파수응답을 나타내었다. 기대한 바 magnitude 응답은  $\omega = \frac{\pi}{2}$ 에서 mirror 영상특성을 나타냄을 확인하였다. 접근선적 벡터 양자화의 이론에 의한 최적의 비트의 할당은 좋은 실험적인 결과를 얻을 수 있는 데 이 표현을 VQ에 적용하였다. 또한 참고문헌[10]의 벡터양자화를 고려하지않은 2-채널 4-tap의 Paraunitary 필터를 사용하여 MSE를 비교하면 0.12dB의 성능개선을 나타내었다. 이 작은 성능개선의 이유는 Paraunitary 필터는 양자화의 효과에 robustness의 특성이 있기 때문으로 판단된다.

표 1. 최적의 비트 할당, MSE(sim), MSE(DB). Inside 훈련 신호 수 n=500,000 과 테스트 신호 수 n=64,000 표본치  
Table 1. Optimal bit allocation and MSE(sim) and SNR(DB). Inside training sequence n=500,000 and test sequence n=64,000 samples.

R	R0	R1	MSE	SNR(decibel)
0.50	7	1	8.7279-E2	10.8
0.625	9	1	6.2967-E2	12.2
0.75	11	1	4.5413-E2	13.6
1.0	11	5	3.7839-E2	14.4

표 2. Paraunitary 4-tap 2-대역의 필터뱅크를 위한 최적의 필터의 계수들  
Table 2. Optimal filter coefficients for paraunitary 4-tap 2-band filter bank.

R	h0(0)	h0(1)	h0(2)	h0(3)
0.50	0.4884628	0.8322148	0.2262477	-0.1327946
0.625	0.4884853	0.8322187	0.2261987	-0.1327713
0.75	0.4884849	0.8322188	0.2261991	-0.1327713
1.0	0.4884770	0.8322222	0.2262039	-0.1327716

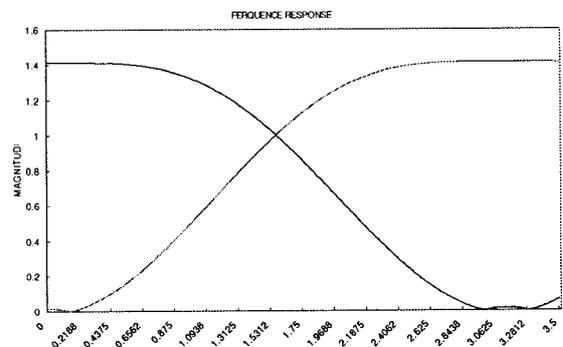


그림 5. R=0.75 비트/표본화에서  $\rho = 0.95$  인 최적화 된 paraunitary 분석필터,  $H_0(z), H_1(z)$ 의 주파수 응답  
Fig. 5. Magnitude response plots for the optimized paraunitary analysis filters,  $H_0(z), H_1(z)$  at  $\rho = 0.95, R = 0.75$  bits/sample.

V. 결 론

본 논문은 벡터 양자기 모델을 사용하고 부대역 코덱에서 MS 회복오차를 구하였다. 2-채널 4-tap의 paraunitary 최적의 필터계수들은 Monte Carlo 모의시험 사용하여 구하였는데 표 2에 나타내었다. 최적의 비트 할당으로 모의시험으로 구한 MSE은 표 1에 나타나는 데 양자화효과를 고려하지 않은 Paraunitary 필터를 사용한 경우보다는 0.12dB의 성능개선을 보였고, 발표된 결과[6]보다 0.3dB의 성능개선을 보였다. 평균 비트 rate( $R$ )에 따라 출력의 MSE은 변하는 데 최적의 필터 계수들은 거의 변하지 않음을 알 수 있다. 이 논문의 VQ 모델이 부대역 필터뱅크에서 최적의 VQ의 합당한 표현을 제공하여 주고 VQ가 존재하는 최적의 필터뱅크를 구현하는 기법을 제공하여 주었다. 또한 biorthogonal 필터뱅크도 유도될 수 있다. 이 개념을 2-차원 최적의 분리와 비 분리의 paraunitary와 biorthogonal 필터뱅크로의 확장이 유도될 수 있다. 2-채널의 부대역을 dyadic 트리구조로 연결하면 웨이브렛 변환을 얻을 수 있는 데, 이 변환은 시간-주파수 양쪽의 국부화 특성과 시간-주파수간의 해상도 조절 특성으로 인하여 non-stationary 신호분석 및 처리에 유용하게 쓰일 수 있다.

참 고 문 헌

1. P. H. Westerink, D. E. Boekee, J. Biemond and J. W. Woods, "Subband coding of image using vector quantization," in IEEE Trans. Comm., vol. 30, pp. 713-719, Jan. 1988.
2. N. Uzen and R. A. Haddad, "Cyclostationary modeling, analysis and optimal compensation of quantization errors in subband codecs," in IEEE Trans. ASSP, Sep. 1995.
3. V. Cuperman, "Joint bit allocation and dimension optimization for vector transform quantization," in IEEE Trans. on Inf. Theory, vol. 39, No. 1, pp. 302-305, Jan. 1993.
4. J. H. Conway and N. A. Sloane, "A lower bound on the average error of vector quantizer," in IEEE Trans. on Inf. Theory, vol. IT-31, pp. 106-109, Jan. 1985.
5. N. S. Jayant and P. Noll, Digital Coding of Waveforms, Englewood Cliffs: NJ, Prentice-Hall, 1984.
6. Innho Jee and R. A. Haddad, "Modeling and analysis of vector-quantized M-channel subband codecs," in Proc. of IEEE International Conference on ASSP, pp. II 1320-1323, May 1995.
7. V. Cuperman, "On adaptive vector transform quantization for speech coding," in IEEE Trans. on Communication, vol. No. 3, pp 261-267, Mar. 1989.
8. Innho Jee, "Vector-quantized M-channel subband codecs: modeling and analysis," Ph.D. thesis, Polytechnic University, Brooklyn, NY, Jun. 1995.
9. R. A. Haddad and K. Park, "Modeling, analysis and optimum design of quantized M-band filter banks," in IEEE Trans. Signal Processing, vol. 43, No. 11, pp. 2540-2549,

Nov. 1995.

10. A. N. Akansu and R. A. Haddad, Multi-resolution Signal Decomposition: Transforms, Subbands, and Wavelets: Academic Press, 1992.
11. M. Antonini and M. Barlaud and P. Mathieu and I. Daubechies, "Image coding using wavelet transform," in IEEE Trans. on Image Processing, vol. 1, No. 2, pp. 205-220, Apr. 1992.
12. R. E. Crochiere and L. R. Rabiner, Multi-rate Digital Signal Processing: Englewood Cliffs, NJ, Prentice-Hall, 1983.
13. W. H. Equitz, "A new vector quantization clustering algorithm," in IEEE Trans. ASSP, vol. 37, pp. 1568-1575, Oct. 1989.
14. A. Gersho, "Asymptotically optimal block quantization," in IEEE Trans. on Information Theory, vol. IT-25, No. 4, pp. 373-380, Jul. 1979.
15. A. Gersho and R. Gray, Vector Quantization and Signal Compression: Academic Publishers, 1992.
16. Y. Linde and A. Buzo and R. M. Gray, "An algorithm for vector quantizer design," in IEEE Trans. Commun., vol. COM-28, pp. 84-95, Jan. 1980.
17. V. Cuperman, "On adaptive vector transform quantization for speech coding," in IEEE Trans. on Communication, vol. No. 3, pp 261-267, Mar. 1989.

▲지 인 호(Inn Ho Jee)



1980년 2월 : 서울대학교 전자공학과 졸업(공학사)  
 1983년 8월 : 서울대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사)  
 1995년 6월 : Polytechnic University-(New York) 전기공학과 졸업(공학박사)

1982년 2월 ~ 1988년 6월 : 국방과학연구소 선임연구원  
 1995년 8월 ~ 현재 : 홍익대학교 전자전기 컴퓨터공학부 컴퓨터정보통신전공 교수

※ 주관심 분야: 통신 및 신호처리, 멀티미디어 통신