The Journal of The Institute of Internet, Broadcasting and Communication (IIBC)
Vol. 17, No. 1, pp.107-113, Feb. 28, 2017. pISSN 2289-0238, eISSN 2289-0246

https://doi.org/10.7236/JIIBC.2017.17.1.107
JIIBC 2017-1-14

벡터 양자화기를 사용한 최적의 부대역 필터 뱅크 구현에 관한 연구

A Study on Optimum Subband Filter Bank Design Using Vector Quantizer

지인호*

Innho Jee*

요 약 이 논문은 벡터 양자기가 포함된 부대역 코덱의 분석과 설계에서 벡터 양자기를 모델링하는 새로운 방법을 제시해준다. 우리는 각 코드북의 시작점들의 수(N), 각 코드워드의 길이(k), 필터 대역 계수들에 의존하는 부대역 코덱 시스템의 입력과 출력의 평균자승 회복 오차(MSE)를 계산한다. 본 논문은 확률밀도함수로 최적화된 벡터양자기가 존재하는 최적의 M 밴드 필터 뱅크 구조는 등가의 스칼라 양자기의 변수들의 적절한 선택으로 구현될 수 있음을 보였다. 특정한 구현 예를 두 개의 다른 필터뱅크 구조인 Paraunitary 필터 뱅크와 Biorthogonal 필터 뱅크를 2채널 경우에 개발하였다. 이 이론적인 결과들은 확장의 Monte Carlo 시뮬레이션으로 확인되었다.

Abstract This paper provides a new approach for modeling of vector quantizer(VQ) followed by analysis and design of subband codecs with imbedded VQ's. We compute the mean squared reconstruction error(MSE) which depend on N the number of entries in each codebook, k the length of each codeword, and on the filter bank(FB) coefficients in subband codecs. We show that the optimum M-band filter bank structure in presence of pdf -optimized vector quantizer can be designed by a suitable choice of equivalent scalar quantizer parameters. Specific design examples have been developed for two different classes of filter banks, paraunitary and the biorthogonal FB and the 2 channel case. These theoretical results are confirmed by Monte Carlo simulation.

Key Words : Vector Quantizer, Subband Filter Bank, Paraunitary, Biorthogonal

Ⅰ. 서 론

음성의 부대역 코딩은(SBC)은 Crochierere[1]에 고안되었다. Vettererli[2]의해서 다차원 신호로 확장되었는데 이 부대역 코딩 기술은 낮은 대역 음성코딩과 정지 영상, 비디오 그리고 HDTV 신호 코딩에 잘 사용되어 왔다. 부대역 코딩의 기본 개념은 신호이 주파수 대역을 여러 개의 부대역으로 분할하여 각 대역을 부호화 하는 것이다. 보통 PCM 또는 DPCM 코더가 각 대역을 부호화 하는데 각 대역의 비트전송 속도는 비트 할당 절차로 결정된다. 일반적으로 부대역들은 Intra 대역 VQ 또는 Inter 대역 VQ로 부호화된다. Intra 대역 VQ는 각 부대역이 다른

*정회원, 홍익대학교 컴퓨터정보통신공학과
접수일자 2016년 12월 22일, 수정완료 2017년 1월 22일
게재확정일자 2017년 2월 3일

Received: 22 December, 2016 / Revised: 22 January, 2017 / Accepted: 3 February, 2017
*Corresponding Author: ijee@hongik.ac.kr
Dept. of Computer and Information Communications Engineering, Hongik University, Korea

VQ로 부호화 된다. Inter 대역 VQ는 모든 부대역에 영향을 미치는 일반적인 벡터 양자기이다. Westerink[4]가 Inter 대역 VQ의 부대역 코딩을 제안하였다. 대부분의 연구자들은 양자기에서의 오차에 관심이 있고 필터 대역에 의존하는 전체의 회복 오차에는 관심이 없었다. 그림 1은 벡터 양자기 모델과 등가의 gain-plus additive noise 모델을 나타낸다.

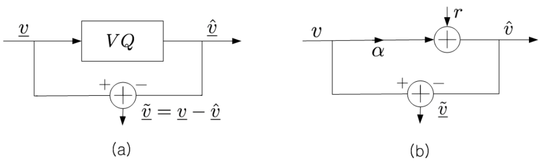

그림 1. (a) 벡터 양자기, (b) gain-plus-additive 잡음 모델
Fig. 1. (a) vector quantizer, (b) gain-plus-additive noise model

그림 2는 연구되는 시스템을 나타내었다. 각 채널을 위한 벡터 양자기의 코드북은 Linde-Buzo-Gray(LBG) 알고리즘을 사용하였고 500,000 표본치의 AR(1) 신호 $x(n)$이 Perfect Reconstruction(PR) 조건을 만족하는 FIR 필터 대역을 통과한다.

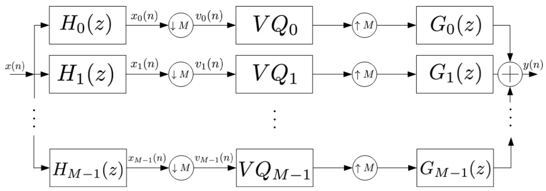

그림 2. 벡터 양자화된 M 대역 필터뱅크 구조
Fig. 2. M-band filter bank structure with vector quantizers

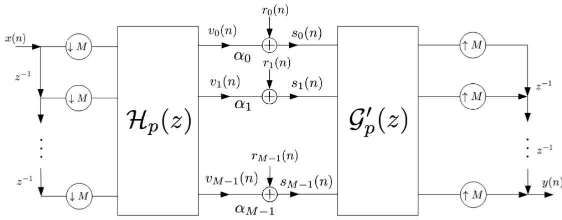

그림 3. 다위상 등가 구조
Fig. 3. polyphase equivalent structure

그래서 M 채널에서 전체의 R(bits/sec) 전송속도를 유지하기 위한 조건은 다음과 같다.

$$\frac{1}{M}\sum_{j=0}^{M-1} R_j = R \tag{1}$$

여기서, R_j는 Q_j양자기에 할당된 비트수이다. 각 VQ는 길이 k_i와 N_i항을 갖는 코드북을 가진다. 그래서 R_j는 다음 관계식으로 표시된다.

$$R_j = \frac{\log_2 N_j}{k_j} \tag{2}$$

스칼라 pdf 최적화된 양자기에서 각 채널에서의 양자화 오차 분산은 다음과 같이 나타낸다.[6]

$$\sigma_{r_j}^2 = \beta(R_j)2^{-2R_j}\sigma_j^2 \tag{3}$$

여기서 σ_j^2는 양자기의 입력신호 분산이고, $\beta(R_j)$는 입력신호 v, pdf 그리고 R_j와 관계 된다. 그림 3은 다위상의 변형과 스칼라 양자화 모델을 보여준다. 이 s_i는 보상 이득으로 필터 계수들에 따라 전체의 MSE 적게 하는 방향으로 선정되게 된다.[6]

Ⅱ. 벡터 양자기 모델링

1. 벡터 양자기

그림 1(a)는 N 단계 k 차원의 양자기인데 Q로 변형된다. 각 입력 벡터, $\underline{v}=(v_0,v_1,..,v_{k-1})^t$, 재생 벡터 $\hat{\underline{v}}=Q(\underline{v})$ 는 유한한 재생 알파베트인 $\hat{A}=\{\hat{\underline{v}_i};\ i=1,2,...,N\}$ 로 재생된다. 양자기 Q는 입력 벡터 공간을 i번째 재생코드 워드로 변환하는 재생 코드북 $\hat{A}$로 완전히 기술될 수 있다. $S=\{S_i;\ i=1,2,..,N\}$, $S_i=\{\underline{v};Q(\underline{v})=\hat{\underline{v}_i}\}$ 이다. 양자기의 성능은 왜곡지수, $D=\frac{1}{k}E\|\underline{v}-Q(\underline{v})\|^m$ 이고 $\|\bullet\|$은 보통 l_2 norm 나타낸다. 이 왜곡지수는 다음과 같이 표현된다.

$$D=\frac{1}{k}\sum_{i=1}^{N}\int_{S_i}\|\underline{v}-\hat{\underline{v}_i}\|^m p(\underline{v})d\underline{x}. \tag{4}$$

N이 커지면 대부분의 S_i 영역이 제한된 영역이 되고 S_i의 과부하 영역이 $p(\underline{v})$ 밀도의 가장자리 영역에 일치하게 된다. N이 커지면

$p(\underline{v}) \approx p(\hat{\underline{v}_i})$, for $\underline{v}\in S_i$. 그래서 우리는 다음과 같은 식을 얻는다.

Vol. 17, No. 1, pp.107-113, Feb. 28, 2017. pISSN 2289-0238, eISSN 2289-0246

$$D = \frac{1}{k}\sum_{i=1}^{N} p(\widehat{\underline{v_i}})\int_{S_i} \|\underline{v} - \widehat{\underline{v_i}}\|^m d\underline{v}.. \tag{5}$$

우리는 D을 최소화하는 $\widehat{v_1},\ldots,\widehat{v_N}$ 선택한다. 고해상도 최적의 벡터 양자기에서 k 차원의 m 차 전력 왜곡함수는 다음과 같이 표현된다.[8]

$$D_{VQ}^k(R) = C(k,m)2^{-(m/k)R}\left[\int [p(\underline{v})]^{k/(m+k)}d\underline{v}\right]^{(m+k)/k} \tag{6}$$

여기서 $C(k,m)$은 벡터 차원 k와 k 차원 공간에서 잘 패킹되는 정도를 나타내는 m 값의 함수가 된다.

2. 근사화된 최적의 벡터 양자기

Jayant 와 Noll[9]에 의하면 음성부분의 작은 시간 pdf는 가우시안 pdf로 근사화 시킬 수 있음을 보였다. 최적의 벡터 양자기 코딩에서 한 프레임에서의 평균자승 양자화 오차는 가우시안 불규칙 신호에 대하여 다음과 같이 근사화 시킬 수 있다.

$$D_{VQ}^k \approx \tau 2^{-2R/k}(\det\Gamma)^{1/k} \cong \sigma_{\underline{v}}^2 \tag{7}$$

여기서 k는 벡터 차원, R는 양자기에 할당된 비트수이고 Γ는 입력신호의 공분산 행렬을 나타내며, τ는 수정 인수로, $\tau = 2\pi ck(1+\frac{2}{k})^{k/2+1}$ 인데 c는 벡터양자기의 양자화 계수이다. 이 논문에 사용되는 결과는 Voronoi 격자 상한 제한조건[8]에서 주어진 값들을 사용하였다. 직접 $\det\Gamma$ 계산하는 것은 많은 계산량이 필요하여 Toeplitz 분포정리을[8] 사용하면

$$\lim_{k\to\infty}\det\Gamma^{1/k} = \exp\left[\frac{1}{2\pi}\int_{-\pi}^{\pi}\log_e S_{vv}(e^{j\omega})d\omega\right] = \sigma_{e,\min}^2 \tag{8}$$

여기서 $S_{vv}(e^{j\omega})$는 불규칙 신호 $\{v(n)\}$의 전력 스펙트럴 밀도이고 $\sigma_{e,\min}^2$은 최소의 예측 오차의 에너지이다. 벡터의 차원 k가 크고 예측기 차수가 커지면 양자화 오차 (식 7)은 다음과 같이 간략화 시킬 수 있다.

$$\sigma_{\underline{v}}^2 = D_{VQ}^k \approx \tau 2^{-2R/k}\sigma_e^2 \tag{9}$$

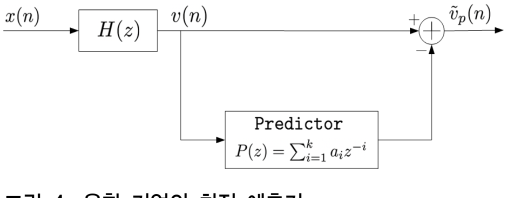

그림 4. 유한 기억의 최적 예측기
Fig. 4. A finite memory optimal predictor

여기서 $\sigma_e^2 = E\{|\tilde{v_p}(n)|^2\}$ 그림 4의 유한한 기억의 최적 예측기[9]의 예측오차 분산을 나타낸다. 이 결과는 벡터양자기 코딩에서 벡터의 차원이 큰 경우 왜곡과 비트 전송속도가 사용되는 관계식이 기존의 무기억 스칼라 양자기에서 사용되는 공식과 같은 형태로 사용될 수 있다.

Ⅲ. Gain-Plus-Additive Noise Model for VQ

Pdf 최적화된 양자기의 gain-plus-additive 잡음 모델은 그림 1(b)에 나타내었다. 이 모델에서 우리는 다음 사항을 알게 된다.

$$E\{\tilde{v}\} = 0, \qquad E\{\tilde{v}\hat{v}\} = 0 \tag{10}$$

$$\alpha = 1 - \frac{\sigma_{\tilde{v}}^2}{\sigma_v^2}, \qquad \sigma_r^2 = \alpha(1-\alpha)\sigma_v^2 = \alpha\,\sigma_{\tilde{v}}^2. \tag{11}$$

우리는 이 표현이 최적화된 VQ[7]에 사용됨을 보였다. LBG 알고리즘에서 벡터 프레임당 왜곡은 다음과 같다.

$$\frac{1}{k}\sum_{i=n-(k-1)}^{n}|v(i) - \hat{v}(i)|^2. \tag{12}$$

우리는 VQ의 (식 9)가 이 왜곡지수로 나타냄을 보였다. 참고문헌[7]에서 $E\{\tilde{v}\} \simeq 0$, $E\{\hat{v}(i)\tilde{v}(i)\} \simeq 0$. *Pdf* 최적화된 벡터양자기에서 $D_{VQ}^k = \tau 2^{-2R/k}\sigma_e^2 = \frac{1}{k}\sum_{i=n-(k-1)}^{n}|v(i) - \hat{v}(i)|$ 로 사용될 수 있음을 보였다. 또한 $\sigma_{\underline{v}}^2 = \frac{1}{k}\sum_{i=0}^{k-1}\sigma_{\tilde{v}_i}^2$ 이므로 벡터 양자기의 변환 계수는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\alpha = 1 - \frac{\sigma_{\tilde{v}}^2}{\sigma_v^2} = 1 - \frac{\tau 2^{-2R/k}\sigma^2}{\sigma_v^2}\ . \tag{13}$$

여기서 τ는 벡터의 차원 k에 의존한다[10]. 선형 최적화예측 이론에[9] 의하며

$$\sigma_e^2 = E\{(\hat{v} - v)^2\} = \gamma_v^2\sigma_v^2. \tag{14}$$

그래서

$$\alpha = 1 - \tau 2^{-2R/k}\gamma_v^2 \tag{15}$$

여기서 γ_v^2 는 최대 예측이득의 역수가 되는 스펙트럴 평편도의 측정 기준이 된다.

$$\gamma_v^2 = \min\{{}^{\infty}\sigma_e^2\}/\sigma_v^2 = [\max\{{}^{\infty}G_p\}]^{-1} \tag{16}$$

여기서 G_p는 예측기의 예측 이득이다[9]. 우리는 γ_v^2 다음과 같은 방법으로 계산할 수 있다. 전력 스펙트럴 밀도 $S_{xx}(e^{j\omega})$인 zero-mean 프로세스 $\{X(n)\}$이 $H(e^{j\omega})$ 필터를 통과한 $S_{vv}(e^{j\omega}) = |H(e^{j\omega})|^2 S_{xx}(e^{j\omega})$가 된다.

$$\gamma_v^2 = \frac{\exp[\frac{1}{2\pi}\int_{-\pi}^{\pi}\log_e S_{vv}(e^{j\omega})d\omega]}{\frac{1}{2\pi}\int_{-\pi}^{\pi}S_{vv}(e^{j\omega})d\omega}. \quad (17)$$

본 논문에서는 R 과 $k=8$ 로 작아서 모델의 정확도를 증진시키기 위해서 R 과 k 에 의존하는 실험적으로 얻은 수정인자 δ를 사용하였다. 그래서 $\alpha = 1-\tau 2^{-2(R/k-\delta)}$ 되고 최적의 VQ 평균자승 오차는 다음과 같다.

$$\sigma_{\underline{v}}^2 = \tau 2^{-2(R/k-\delta)}\gamma_v^2\sigma_v^2. \quad (18)$$

Ⅳ. 모델 검증

1. 입력 $AR(1)(\rho=0.95, mean=0, var=1.0)$ 신호가 4-tap Binomial QMF[11] 통과한다. 이 필터 된 신호가 LBG 알고리즘을 사용한 코드북의 테스트 신호로 사용된다. 우리는 벡터 차원($k=4$), 코드북 주소($N=32$, 64), 테스트 샘플($n=500{,}000$)으로 선정한다. 이 알고리즘의 평균 왜곡은 평균 자승오차 왜곡이 된다. 모의시험 결과가 표1에 나타내었다. 이 시뮬레이션으로 $E\{\tilde{v}\} \simeq 0,\ E\{\hat{v}(i)\widetilde{v(i)}\} \simeq 0$ 확인할 수 있다. 그래서 최적화의 벡터 양자기의 $D_{VQ}^k = \tau 2^{-2B/k}\sigma_e^2 = \frac{1}{k}\sum_{i=n-(k-1)}^{n}|v(i)-\hat{v}(i)|^2$의 왜곡을 계산하기 위해서 사용하였다.

2. 우리는 이론적인 스칼라 gain-plus-additive 잡음 모델 (식 11)의 $\sigma_{\tilde{v}}^2$ 값과 VQ 실험으로 얻은 값 $E\{|\tilde{v}(i)|^2\}$을 비교하였다. 수정인자 $\delta=0$ 사용한 결과를 표 2에 나타내었다. 표 3에 나타낸 수정인자 값을 사용하면 매우 근사한 일치를 발견할 수 있었다. 이 시뮬레이션으로 우리는 M 채널 부대역 코덱에서 최적의 벡터 양자기는 스칼라 gain-plus-additive noise 모델로 모델링 될 수 있음을 확인하였다.

3. 우리는 최적화된 벡터 양자기 왜곡을 측정하기 위해 $D_{VQ}^k = \tau 2^{-2R/k}\sigma_e^2 = \frac{1}{k}\sum_{i=n-(k-1)}^{n}|v(i)-\hat{v}(i)|$ 을 사용하였다. 실험적인 VQ 테스트에서 얻은 $E\{|\tilde{v}(i)|^2\}$와 gain-plus-additive noise 모델에서 얻은 $\sigma_{\tilde{v}}^2$을 비교하였다. 실험적으로 사용하는 수정 인자 δ 값은 표 3에 나타내었다.

표 1. LBG 벡터 양자기를 위한 $AR(1)$ 신호 ($n=500{,}000,\ \rho=0.95$) 사용한 시뮬레이션 결과

Table 1. Simulation results using $AR(1)$ signal ($n=500{,}00$ samples, ρ=0.95) for LBG vector quantizer.

Code book	$E\{\hat{v}(i)\}$	$E\{\tilde{v}(i)\hat{v}(i)\}$	$E\{v^2(i)\}$	$E\{\|\tilde{v}(i)\|^2\}$
$N=32, k=8$	-3.5E-4	8.9E-4	1.9651	0.1187
$N=64, k=8$	-2.2E-4	2.3E-3	1.9651	0.0861

표 2. 등가의 이론적인 gain-plus-additive 잡음 모델의 $\sigma_{\tilde{v}}^2$ 와 실험적인 VQ에서 얻은 $E\{|\tilde{v}(i)|^2\}$ 값의 비교표

Table 2. Comparision $E\{|\tilde{v}(i)|^2\}$sim from test on VQ experimentally with $\sigma_{\tilde{v}}^2$ from equivalent scalar gain-plus-additive noise model theoretically.

Bit rate(B)	$E\{\|\tilde{v}(i)\|^2\}$sim	$\sigma_{\tilde{v}}^2$
0.625	0.1187	0.1152
0.75	0.0861	0.0969

표 3. $AR(1)$ 가우시안 입력($\rho=0.95$)에 대한 δ 값. R은 VQ 속도이고, k는 벡터 차원.

Table 3. values of δ for $AR(1)$ gaussian input ($\rho=0.95$). R is the VQ rate in bit/sample, k is the VQ dimension.

R	0.25	0.5	0.75	1.0
k=8	0.5450	0.1499	-0.0859	-0.2434
k=12	0.1323	-0.2855	-0.5371	
k=16	-0.1476	-0.5780		

Ⅴ. 최적의 부대역 필터뱅크 구현

$y(n)$이 cyclostationary이므로 우리는 MSE인 $E\{|y(n-n_0)-x(n)|^2\}$을 한 프레임의 M 표본치를 평균해서 정의할 수 있다. 여기서 n_0 시스템 지연이다. 전체의 MSE 양자화 오차는 시스템 출력에서 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\sigma_{y_q}^2 = E\left[y_q^2(n)\right] = \sigma_d^2 + \sigma_n^2, \quad (19)$$

여기서 σ_d^2는 신호 왜곡이고, σ_n^2은 불규칙 잡음 성분이다[6]. 또한 $\sigma_{y_q}^2$는 필터 계수, 양자기 모델, 신호 모델, 비트 할당에 의존한다. 완전 재생(PR)의 paraunitary와 biorthogonal 필터 구조를 구현하였다.

Paraunitary Filter Bank(FB)

Paraunitary PR의 경우 PR 조건인 $P(z) = G_p'(z)H_p(z) = z^{-\mu}I$ 만족시키기 위해서 합성의 행렬인 $G_p(z) = z^{-\mu}\widetilde{H}(z^{-1})J$ 가 선정된다. 여기서 $\widetilde{H}_p(z)H_p(z) = I$, $\widetilde{H}_p(z) = H_p^T(z^{-1})$.

시간 영역에서 PR 조건은

$$\sum_k h_r(k)h_s(Mn+k) = \delta_{(r-s)}\delta(n).$$

그래서 paraunitary FB의 MS 양자화 오차는 다음과 같이 표현된다.

$$\sigma_d^2 = \frac{1}{M}\sum_{i=0}^{M-1}(\alpha_i s_i - 1)^2\sigma_{v_i}^2,\ \sigma_n^2 = \frac{1}{M}\sum_{i=0}^{M-1}s_i^2\sigma_{r_i}^2 .$$

최적의 보상기 s_i^*는 $\frac{\partial\sigma_{y_q}^2}{\partial s_i} = 0$, 우리는 $s_i^* = 1$을 얻는다.

Biorthogonal Filter Bank(FB)

Biorthogonal PR 조건을 만족하는 같은 causal 형태의 분석/합성 FB는 다음 조건을 만족한다.

$$< h_i(k), \tilde{g}(k-(2n+1)) > = \delta(n-n_0)$$

$$< h_i(k), \tilde{g}_j(k-(2n+1)) > 0 \ \text{for} \ i \neq j$$

여기서 $\tilde{g}_i(n) = g_i(-n)$ 이다. Biorthogonal FB의 MS 양자화 오차는 보다 복잡하다. 그래서 이 MSE와 최적의 보상기 s_i^* 계산식은 참고문헌[6]에 있다.

VI. 구현 예와 시뮬레이션

최적화 알고리즘

전체 뱅크에 할당된 비트수와 PR 의 조건하에서 출력의 MSE을 작게 하는 최적의 분석/합성 필터를 찾는다.

$\min imize \quad \sigma_{y_q}^2 = \sigma_d^2 + \sigma_n^2$ subject to PR

and $\sum_{i=0}^{M-1} R_i = MR$, $R_i = \frac{\log_2 N_i}{k_i}$

여기서, R_i는 i-번째 채널에 할당된 비트수이고, R은 평균 비트 속도이고 k_i는 벡터 차원이고 N_i는 코드북의 주소이다. 양자기는 단지 정수 비트수를 취하고 부대역 신호의 최대주파수성분은 최소한 1 비트를 할당하고 2048 주소를 가지는 코드북은 최대로 낮은 주파수 성분은 최대로 11 비트를 할당한다. Exhaustive search algorithm : 주어진 평균 비트 속도 R에서 모든 가능한 비트 조합을 테스트한다. 그리고 최소의 MSE를 선택한다. 알고리즘은 $IMSL\ DNCONF$ 소프트웨어 패키지를 사용하여 구현하였다.

Calculation Procedures for optimal filter

1. MSE을 R, k, ρ, $h_0(n)$, 코드북의 변수로 나타내어라.
2. 완전 재생(PR) 만족하는 $h_0(n)$을 선택하여라.
3. τ, γ_v^2, α, σ_r^2 계산하여라.
4. 참고문헌[6]의 방법을 사용하여 최적의 $h_0(n)$ 선택하고 MSE을 계산한다.
5. $(MSE)^i \leq (MSE)^{i-1}$? 절차를 반복한다. 만약 "yes" 이면 3번 단계로 진행하고, 만 "no"이면 단계를 멈춘다.

Simulation

1. $AR(1)$ 가우시안 입력 신호 64,000 표본치를 만든다. $x(n) = \rho x(n-1) + \xi(n)$, $\xi(n)$은 zero mean white gaussian 인데 IMSL subroutine $GGNML$을 사용하였다. $\rho = 0.95$ 선택하였다.
2. $AR(1)$ 가우시안 신호 $x(n)$이 최적의 분석 필터 뱅크를 통과한다(그림 5).
3. LBG 양자기를 사용하여 최적의 비트 할당을 한다.
4. 최적의 보정 인자 s_i^*을 곱한다.
5. 마지막으로 합성의 필터 뱅크를 통과 후 회복의 출력을 얻기 위하여 더한다.

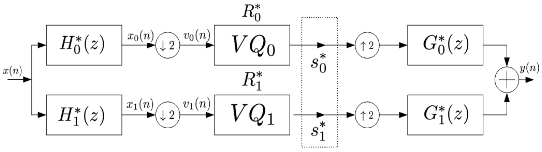

그림 5. 전체 입력과 출력 시스템 블록도
Fig. 5. Overall block diagram of input/output system.

표 4는 Praunitary FB(6-tap) 시뮬레이션 결과를 나타내었다. MSE_a는 최적치 결과이고 MSEsim은 시뮬레이션 결과이다. 표 5는 Biorthogonal FB(6-tap) 시뮬레이션 결과를 나타낸다.

표 4. Paraunitary FB (6-탭) 시뮬레이션 결과
Table 4. Simulation results for paraunitary FB (6-tap)

R	R_0	R_1	MSE_a	$MSEsim$
0.5	7	1	0.0867	0.0867
0.625	9	1	0.0638	0.0633
0.75	11	1	0.0471	0.0498
1.0	11	5	0.0411	0.0422

R	$h_0(0)$	$h_0(1)$	$h_0(2)$	$h_0(3)$	$h_0(4)$	$h_0(5)$
0.5	0.3856	0.7962	0.4281	-0.1408	-0.1066	0.0516
0.625	0.3856	0.7962	0.4281	-0.1408	-0.1066	0.0516
0.75	0.3856	0.7962	0.4281	-0.1408	-0.1066	0.0516
1.0	0.3604	0.7885	0.4625	-0.1339	-0.1166	0.0533

표 5. Biorthogonal FB (6-탭) 시뮬레이션 결과
Table 5. Simulation results for biorthogonal FB (6-tap)

R	R_0	R_1	s_0	s_1	$MSE\,a$	MSE sim
0.5	7	1	1.0046	1.1548	0.0854	0.0870
0.625	9	1	1.0046	1.1564	0.0621	0.0643
0.75	11	1	1.0070	1.0171	0.0452	0.0465
1.0	11	5	0.9998	0.9990	0.0402	0.0421

R	$h_0(0)$	$h_0(1)$	$h_0(2)$	$h_1(0)$	$h_1(1)$	$h_1(2)$
0.5	0.0990	-0.4736	0.9449	0.0430	-0.2057	0.6277
0.625	0.0677	-0.4205	0.9456	0.0317	-0.1197	0.6142
0.75	0.0411	-0.3702	0.9457	0.0210	-0.1881	0.6011
1.0	0.1291	-0.5174	0.9316	0.0540	-0.2166	0.6494

VII. 결 론

우리는 M-대역 부대역 구조에서 벡터 양자기의 분석적인 모델을 제시하였다. 본 논문은 스칼라 nonlinear gain-plus-additive noise 양자화 모델이 M-밴드 부대역 코덱에서 각각의 벡터 양자기를 나타내는데 사용될 수 있음을 보여주었다. Paraunitary FB의 최적 필터 계수 $h(n)$은 R bits/sample 의 변동에 덜 민감하나, Biorthogonal 경우에는 민감하게 작동함을 알 수 있었다. 즉 Paraunitary FB는 Biorthogonal FB의 부집합이며, Biorthogonal FB은 같은 크기의 필터에서 MSE 는 우수하나, 필터 계수 값들은 보다 많은 변동이 있음을 보였다.

References

[1] P. P. Vaidyanathan, Multirate Systems and Filter Banks, Prentice Hall, 1993

[2] M. Vetterli, “Multi-dimensional subband coding: Some theory and algorithm,” Signal Processing, vol. 6, pp. 97-112, Apr. 1984.
DOI : https://doi.org/10.1016/0165-1684(84)90012-4

[3] H. Gharavi, “Subband coding algorithm for video application: Videophone to HDTV conferencing,” IEEE Trans. Circuit Syst. Video Techno., vol. 1, No. 2, pp. 174-183, June, 1991.

[4] P. H. Westering, D. E. Boekee, J. Biemond, “Subband coding of image using vector quantization,” IEEE Trans. on Comm., vol. 36, No. 6,, June 1991.

[5] Y. Linde, A. Buzo, and R. M. Gray, “A algorithm for vector quantizer design,” in IEEE Trans. on Comm., vol. COM-28, No. 1, pp. 84-95, Jan. 1980.

[6] R. A. Haddad and K. Park, “Modeling, analysis and optimum design of quantized M-band filter banks,” IEEE Trans., Signal Processing, vol. 43, No. 11, pp. 2540-2549, Nov. 1995.

[7] Innho Jee and R. A. Haddad, "Optimum design of vector-quantized subband codecs", IEEE Trans. on Signal Processing, Vol. 46, No. 8, pp. 2239-2243, Aug. 1998.

[8] A. Gersho, “Asymptotically optimal block quantization,” in IEEE Trans. on Inf. Theory, vol. IY-25, No. 4, pp. 373-380, July 1979.

[9] W. A. Pearlman and A. Said, Digital Signal Compression : Principle and Practice, Cambridge University Press. 2013.

[10] Vladimir Cuperman, “Joint bit allocation and dimensional optimization for vector transform quantization.” in IEEE Trans. on Inf. Theory, vol. 39, No. 1, pp. 302-305, Jan. 1993.

[11] A. N. Akansu and R. A. Haddad, Multi-resolution Signal Decomposition: Transform, Subbands, and Wavelets, Academic Press, 1992.

[12] J. Chang and C. Lin, “An iterative data-flow optimal scheduling algorithm based on genetic

algorithm for high performance multiprocessor," The Journal of the Institute of Internet, Broadcasting and Communication(IIIBC), vol. 15, No. 6, pp. 115-121, Dec. 2015.

[13] C. Lee, J. Lee, K. Jung and J. Lee, "Wavelet transform based image registration using MCDT method for multi-image," The International Journal of Internet, Broadcasting and Communication(IJIBC), vol. 7, No.1, pp. 36-41, Feb. 2015.

저자 소개

지 인 호(정회원)

• 1980년 2월 : 서울대학교 전자공학과 공학사
• 1983년 8월 : 서울대학교 전자공학과 공학석사
• 1995년 6월 : Polytechnic School of Engineering at New York University, USA, 전기 및 컴퓨터공학과, 공학박사
• 1982년 ~ 1988년 : 국방과학연구소 선임연구원
• 2004년 ~ 2005년 : University of Maryland at College Park, USA, 연구교수
• 2012년 ~ 2013년 : Temple University at Philadelphia, USA, 연구교수
• 1995년 ~ 현재 : 홍익대학교 컴퓨터정보통신공학과 교수
<주관심분야 : DSP and 3D Image Processing, Multimedia Security, Multimedia Signal Processing>

※ 본 논문은 2014년도 홍익대학교 학술연구진흥비에 의하여 지원되었음