

논문 2012-49SP-3-9

이상 신호왜곡과 소스 불일치에 강인한 벡터 양자화 방법

(A Robust Vector Quantization Method against Distortion Outlier and Source Mismatch)

노명훈*, 김무영**

(Myunghoon Noh and Moo Young Kim)

요약

고정 비트율을 사용하는 resolution-constrained quantization 방식은 입력 데이터 분포에 따라 보로노이 셀의 크기가 달라지므로 이상 신호왜곡 (distortion outliers)을 발생시킨다. 본 논문에서는 generalized Lloyd algorithm (GLA)과 cell-size constrained vector quantization (CCVQ) 방식을 결합하여 이상 신호왜곡을 줄이는 벡터 양자화 방식을 제안한다. 즉, 왜곡에 대한 문턱 값에 따라서 데이터 분포를 내부와 외부영역으로 나누고, 각각 CCVQ와 GLA 방식을 사용하여 학습하도록 한다. 데이터 분포가 높은 내부영역에 CCVQ 방식을 사용하게 됨에 따라 GLA를 사용하는 외부영역에서 사용이 가능한 셀의 개수가 늘어나게 되며, 이로 인해 이상 신호왜곡을 줄일 수 있었다. 또한, 실제 코딩 환경에서는 일반적으로 training과 test 데이터의 분포가 다르게 나타나는 소스 불일치 (source mismatch) 문제가 발생하게 된다. 제안하는 방식은 source mismatch 문제로 인해 일어나는 신호왜곡과 이상 신호왜곡에 대해서도 성능 개선을 가능하게 하였다.

Abstract

In resolution-constrained quantization, the size of Voronoi cell varies depending on probability density function of the input data, which causes large amount of distortion outliers. We propose a vector quantization method that reduces distortion outliers by combining the generalized Lloyd algorithm (GLA) and the cell-size constrained vector quantization (CCVQ) scheme. The training data are divided into the inside and outside regions according to the size of Voronoi cell, and consequently CCVQ and GLA are applied to each region, respectively. As CCVQ is applied to the densely populated region of the source instead of GLA, the number of centroids for the outside region can be increased such that distortion outliers can be decreased. In real-world environment, source mismatch between training and test data is inevitable. For the source mismatch case, the proposed algorithm improves performance in terms of average distortion and distortion outliers.

Keywords : Data Compression, CCVQ, GLA, Distortion Outliers, Source Mismatch

I. 서론

다양한 멀티미디어 신호 및 생체신호 등의 저장 및 전송을 위해서는 효율적인 데이터 코딩 방식이 필수적

이다. 대부분의 코딩 시스템은 고정 비트율 전송과 가변 비트율 전송을 사용하게 된다^[1-4]. 고정 비트율을 사용하는 resolution-constrained quantization (RCQ) 방식은 주어진 고정 비트에 대해서 전체의 평균 왜곡을 줄이는 것을 목적으로 한다. 전체의 평균왜곡을 줄이기 위해서 데이터 분포가 높은 부분에 코드벡터가 많이 생기게 하고, 데이터 분포가 적은 부분에는 코드벡터가 적게 생기게 한다. 이로 인해, 이상 신호왜곡 (distortion outliers)이 발생하게 되고 이는 코딩 시스템의 심각한 성능저하로 이어진다^[5]. RCQ의 대표적인 학습 알고리

* 학생회원, ** 정회원, 세종대학교 정보통신공학과
(Department of Information and Communication Engineering, Sejong University)

※ 이 논문은 2011년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국과학재단의 지원을 받아 수행된 연구임
(No. 2011-0002502)

접수일자: 2011년8월4일, 수정완료일: 2012년2월14일

즘은 generalized Lloyd algorithm (GLA)이다^[6~7]. 가변 비트율을 사용하는 entropy-constrained quantization (ECQ) 방식은 주어진 평균 코드워드 길이에 대해서 평균 왜곡을 최소화 하는 방식이다. High-rate 이론에 따르면 최적의 ECQ는 uniform quantizer와 lossless coding의 결합으로 알려져 있다^[2, 8]. ECQ는 RCQ에서 문제가 일어나는 이상 신호왜곡처럼 평균 비트율과 상반되는 개념인 이상 비트율 할당을 발생시킨다.

본 논문에서는 RCQ의 이상 신호왜곡에 초점을 맞추어 기술하도록 하겠다. 이상 신호왜곡을 줄이기 위한 방식으로 just noticeable difference (JND) 개념을 도입하여 1차원 Gaussian source에 대해서 이상 신호왜곡을 개선하는 연구가 있었다^[9]. 또한, GLA가 α 차승 왜곡 척도에서 $\alpha = 2$ 를 사용함에 반해서, $\alpha = 4$ 를 이용함으로써 이상 신호왜곡을 개선하는 연구가 있었다^[5]. 기존의 시스템은 hard-decision 방식으로 RCQ 혹은 ECQ를 선택을 하였다. 하지만, 이상 신호왜곡과 이상 비트율 할당 문제가 있기 때문에, 유동적인 페널티 척도를 사용하여 soft-decision 방식으로 선택하는 연구들이 진행되어 왔다^[10~11]. [10]에서는 RCQ인 GLA 방식을 ECQ 관점에서 최적화 시키려는 entropy-constrained vector quantization (ECVQ) 방식을 제안하였고, [11]에서는 이상 신호왜곡을 줄이기 위해 데이터 분포가 높은 부분에서 생기는 크기가 작은 셀에 penalty를 주는 cell-size constrained vector quantization (CCVQ) 방식을 제안하였다. 하지만, ECVQ와 CCVQ는 원하는 비트보다 높은 비트를 할당하여 코드북을 초기화 하고 학습이 진행됨에 따라서 중요하지 않은 일부 코드벡터를 제거하게 된다. 하지만, 이 과정을 통해서 원하는 비트수 만큼의 코드벡터를 정확히 얻는 것은 상당히 어렵다^[12].

이에 본 논문에서는 보로노이 셀별로 왜곡에 대한 문턱 값과 비교하여 데이터의 분포를 내부와 외부영역으로 나누고, 각각 CCVQ와 GLA를 사용하여 양자화 함으로써 원하는 비트를 쉽게 맞출 수 있도록 제안하였다. 또한, 소스 불일치 (source mismatch)가 일어날 경우에 대해서도 신호왜곡과 이상 신호왜곡을 동시에 개선할 수 있음을 보였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 high-rate 이론과 기존 알고리즘들에 대해 설명하고, III장에서는 제안한 알고리즘을 설명하겠다. IV장과 V장에서는 각각 실험결과 및 최종 결론을 서술하겠다.

II. 본 론

1. High-rate theory

입력신호 x^k 는 k 차원의 vector를 말하고, $Q(x^k)$ 는 양자화된 x^k 를 의미한다고 할 때, mean squared-error 왜곡 척도는 다음과 같이 표현되며

$$d(x^k, Q(x^k)) \equiv \frac{1}{k} \sum_{m=1}^k (x_m - Q(x_m))^2 \quad (1)$$

여기서 x_m 는 x^k 의 m 번째 component를 의미한다.

High-rate 이론은 데이터의 probability density function (PDF)이 보로노이 영역 안에서는 변하지 않음을 가정한다. 이 가정 하에서, 모든 셀에 대한 평균 신호왜곡을 계산하면

$$D = \sum_{i \in I} p_I(i) \overline{D}_i \approx \int_{x^k \in R^k} f_{X^k}(x^k) C(k, G) g_c(x^k)^{-2/k} dx^k \quad (2)$$

과 같으며, 여기서 \overline{D}_i , $p_I(i)$, 그리고 $f_{X^k}(x^k)$ 는 각각 i 번째 보로노이 영역의 평균 신호 왜곡, i 번째 보로노이 영역이 선택될 확률, 그리고 입력데이터 x^k 의 PDF 값을 의미한다. $g_c(x^k)$ 는 입력데이터의 centroid density function 이며, $C(k, G)$ 는 Gersho 계수이고, G 는 보로노이 영역의 polytope를 의미한다.

고정된 비트율 B 을 사용하는 RCQ는 코드벡터의 개수를 2^B 로 나타낼 수 있고, $\int_{x^k \in R^k} g_c(x^k) dx^k = 2^B$ 과 같이 표현할 수 있다. 위 식을 제약 조건으로 하여 (2)를 최소화 하는 $g_c(x^k)$, 즉 RCQ에 대한 최적의 centroid density function을 구하면

$$g_c(X^k) = 2^B \frac{f_{X^k}(x^k)^{\frac{k}{k+2}}}{\int_{x^k \in R^k} f_{X^k}(x^k)^{\frac{k}{k+2}} dx^k} \quad (3)$$

이다. RCQ에서 최적의 평균 신호왜곡을 구하기 위해 (3)에서 구한 값을 (2)에 대입하면 다음과 같다.

$$D_{RCQ} = C(k, G) 2^{-\frac{2}{k}B} \left(\int_{x^k \in R^k} f_{X^k}(x^k)^{\frac{k}{k+2}} dx^k \right)^{\frac{k+2}{k}}. \quad (4)$$

2. 기존 알고리즘

2.1 GLA

고정된 비트율을 사용하는 RCQ를 학습하는 방법에는 여러가지 종류가 있다. 그 중 가장 대표적인 방법은 GLA 알고리즘이며, 다음과 같은 평균 왜곡을 최소화하는 코드벡터를 구하는 것을 목적으로 한다^[6~7].

$$\eta = E[d(x^k, c_i^k)] \quad (5)$$

x^k 와 c_i^k 는 각각 입력데이터와 i 번째 코드벡터이고, 여기서 $d(\cdot)$ 는 (1)과 같은 왜곡척도이다.

Encoding 과정에서는 다음 식에 의해서 각각의 보로노이 영역에 속하는 데이터들을 찾게 된다.

$$V_i = \{x^k | d(x^k, c_i^k) \leq d(x^k, c_m^k), \forall m, i \in I, m \neq i\} \quad (6)$$

즉, 입력데이터와 코드벡터 간의 왜곡을 구하게 되고, 입력 데이터는 가장 작은 왜곡을 갖게 되는 보로노이 영역에 속하게 된다. Decoding 과정에서는 다음 식과 같이 각각의 보로노이 영역에 속한 데이터들의 평균을 구하게 된다.

$$c_i^k = \operatorname{argmin}_{y^k \in R^k} \sum_{x^k \in V_i} d(x^k, y^k) \quad (7)$$

GLA는 위와 같은 encoding 과정과 decoding 과정이 반복되면서 최적의 코드벡터들을 찾게 된다.

2.2 CCVQ

이상 신호왜곡은 코드벡터들의 불균형한 분포에 의해 생기게 된다. CCVQ는 데이터 분포가 높은 영역에서 생기는 너무 작은 셀에 대해 penalty를 주어서 데이터 분포가 낮은 영역으로 퍼지도록 제안되었다^[11]. 셀에 대해 penalty를 주는 것은 작은 왜곡을 더해준다는 것과 같은 의미인데, 이는 JND 개념을 이용한 것이다. JND란 어느 정도의 작은 왜곡은 인간의 청각시스템 특성상 느끼지 못하는 것을 의미한다. JND의 특성을 이용하여 소스 데이터의 분포가 높은 부분에서 많이 발생하는 크기가 작은 셀에 인간이 느끼지 못할 정도의 왜곡을 더하여 셀의 크기를 증가 시킴으로써, 데이터 분포가 적은 부분에서 발생하는 이상 신호왜곡을 개선하였다. 데이터의 분포가 높은 부분을 판단하기 위해서

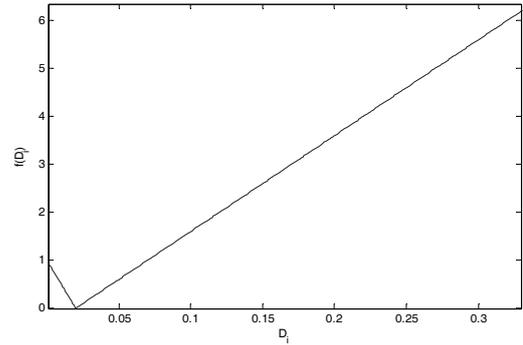


그림 1. 가중치 함수 $f(\cdot)$

Fig. 1. A Weighting function $f(\cdot)$.

각 보로노이 영역의 최대 신호왜곡을 구하였고, 기 설정된 최대 신호왜곡 문턱 값에 따라 penalty를 주었다. 데이터 분포가 높은 부분에서 생성되는 코드벡터에 penalty를 줌으로써 데이터 분포가 낮은 부분으로 퍼지도록 한다. 그로 인해, 평균왜곡은 증가하게 되지만, 이상 신호왜곡을 줄일 수 있다. CCVQ의 왜곡척도는 다음과 같다.

$$\eta = d(x^k, c_i^k) + \lambda f(D_i) \quad (8)$$

$$D_i = \max_{x^k \in V_i} d(x^k, c_i^k) \quad (9)$$

D_i 는 i 번째 보로노이 영역의 최대 신호왜곡이고, $f(\cdot)$ 는 penalty를 결정하는 가중치 함수이다. 가중치 함수 $f(\cdot)$ 는 <그림 1>과 같은 형태로 설정하였다. 최대 신호 왜곡이 0에 가까울수록 데이터 분포가 높은 작은 셀에 해당이 되고, 최대 신호왜곡이 클수록 이상 신호왜곡을 자주 발생시키는 셀이 된다.

Encoding 과정에서는 다음 식에 의해서 각각의 보로노이 영역에 속하는 데이터들을 찾게 된다.

$$V_i = \left\{ x^k | \begin{aligned} & d(x^k, c_i^k) + \lambda f(D_i) \\ & \leq d(x^k, c_m^k) + \lambda f(D_m), \forall m, i \in I, m \neq i \end{aligned} \right\} \quad (10)$$

decoding 과정은 (7)과 동일하다.

III. 제안 알고리즘

CCVQ 알고리즘은 RCQ와 ECQ 사이의 유동적인 페널티 척도를 사용하여 soft-decision 방식으로 코드벡터를 생성하게 된다. CCVQ는 원하는 비트보다 높은 비

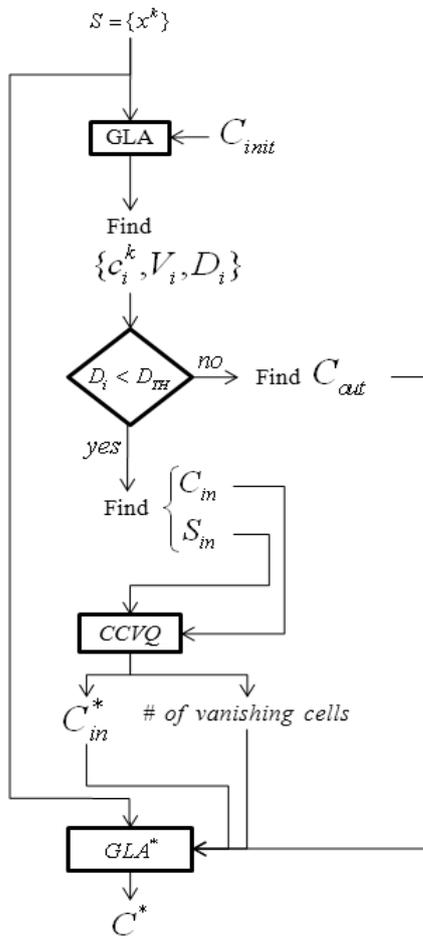


그림 2. 제안 알고리즘의 블록도
Fig. 2. Blockdiagram of the proposed algorithm.

트를 할당하여 코드북을 초기화 하고 학습이 진행됨에 따라서 중요하지 않은 일부 코드백터를 제거하면서 패 널티 척도를 만족하게 된다. 예를 들면, 8bit 코드북을 얻기 위해서 9bit이나 그 이상의 비트를 할당하여 코드 북을 초기화하고 학습을 시작한다. 하지만, 이 과정을 통해서 정확히 원하는 비트 수만큼의 코드백터를 얻 기 어렵다.

따라서, 본 논문에서는 이러한 단점을 해결하기 위 해서 CCVQ와 GLA를 결합한 벡터 양자화 방식을 제 안한다. <그림 2>는 제안 알고리즘의 블록도를 나타내 고 있다. 전체 입력 데이터인 $S = \{x^k\}$ 가 들어오게 되 면 $C_{init} = \{c_i, i \in I\}$ 을 초기벡터로 사용하는 GLA를 통해서 코드벡터 c_i , 보로노이 영역 V_i , 그리고 x^k 가 속해 있는 보로노이 영역의 최대 신호왜곡 D_i 를 구하 게 된다. D_i 가 정해진 문턱 값 D_{TH} 보다 작으면 내부 영역 data set $S_{in} = \{x^k | x^k \in V_i, i \in I_{in}\}$ 으로 분류되

고, 문턱 값보다 크면 외부영역 data set $S_{out} = \{x^k | x^k \in V_i, i \in I_{out}\}$ 으로 분류된다. 내부영역 data set S_{in} 은 $C_{in} = \{c_i, i \in I_{in}\}$ 을 초기벡터로 사용 하는 CCVQ 알고리즘을 이용하여 새로운 코드벡터 $C_{in}^* = \{c_i, i \in I_{in}^*\}$ 를 학습하게 된다. 즉, 소스 데이터 의 분포가 높은 내부영역에 대해서는 CCVQ 알고리즘 을 사용하게 됨에 따라 셀들의 보로노이 영역 크기가 상대적으로 커지게 되고, 그에 따라 내부영역을 표현하 기 위해 필요한 코드벡터의 수가 줄어들게 된다. CCVQ 알고리즘을 거치고 나면 사라지는 셀들이 생기 게 되고, 사라진 셀들의 인덱스는 $I_{empty} = I_{in} \cap I_{in}^{*c}$ 의 관계를 가지게 된다.

제안하는 방식에서는 위 과정에서 얻어진 여분의 코드벡터 $C_{empty}^* = \{c_i, i \in I_{empty}\}$ 들과 $C_{out} = \{c_i, i \in I_{out}\}$ 을 초기벡터로 이용해서 외부영역 S_{out} 에서 최대 신호왜곡 을 가지는 보로노이 영역들을 재분할한다. 재분할 된 영역들은 GLA를 통해 $C_{out}^* = \{c_i, i \in I_{out}^*\}$ 를 학습하 게 한다. 따라서, 외부영역에 대한 코드벡터 인덱스가 $I_{out}^* = I_{out} \cup I_{empty}$ 로 증가하게 되며, 이를 통해서 외 부영역에 존재하는 지나치게 큰 셀들을 작게 만들어서 이상 신호 왜곡 및 source mismatch에 의한 왜곡을 줄 일 수 있게 된다. 즉, 제안 알고리즘에 의하면 내부영역 과 외부영역 data set은 CCVQ와 GLA에 의해서 순차 적으로 학습되며, 해당 영역에서 찾게 된 코드벡터들인 $C_{in}^* = \{c_i, i \in I_{in}^*\}$ 과 $C_{out}^* = \{c_i, i \in I_{out}^*\}$ 을 합쳐서 최종적인 코드벡터로 이용하게 된다.

본 논문에서는 <그림 2>와 같이 최종 GLA 학습 시 S_{out} 대신에 전체 데이터 S 를 사용하였다. 이 때, C_{in}^* 은 GLA 학습 절차와 무관하게 고정된 값으로 변화시 키지 않았으며, C_{empty}^* 와 C_{out} 은 (6)과 (7)에 기술한 방법에 의해서 변화하게 하였다. 반면에 모든 코드백터 들의 보로노이 영역은 학습 과정에 의해서 변화할 수 있도록 설정하였다. 해당 방법은 CCVQ와 GLA를 독립 적으로 이용하는 첫 번째 방법에 비해서 생성되는 코드 벡터들 간의 상대적 위치를 최적화 함으로써 성능 개선 을 이룰 수 있었다.

입력 데이터를 내부영역과 외부영역의 데이터로 나 누기 위해서 다음과 같은 문턱 값을 이용하였다.

$$D_{TH} = \beta \cdot \min(D_i) + (1 - \beta) \max(D_i) \quad (11)$$

여기서 β 는 0과 1 사이의 상수 값이고, D_i 는 (9)에서 표현한 i 번째 보로노이 영역의 최대 신호 왜곡이다. β 는 실험에 의해서 결정되어지는 값으로, 0에 가까울수록 CCVQ를, 1에 가까울수록 GLA를 실행하는 데이터 영역이 증가하게 된다.

GLA 알고리즘을 이용할 경우에는 내부영역에 지나치게 셀들이 밀집되어 있고, 외부영역은 성기게 셀들이 분포되어 있다. 이러한 셀들의 지나친 불균형한 분포에 의해 이상 신호왜곡이 발생하게 된다. 제안 알고리즘을 사용할 경우에는, GLA와는 다르게 외부에 많은 셀들이 생기게 된다. 즉, 내부영역에서 CCVQ 알고리즘에 의해 사라진 셀들의 개수만큼 외부영역에서 GLA 알고리즘의 초기값이 증가하기 때문이다. CCVQ에 의해 사라진 셀들이 외부영역에 생김으로써 정확히 원하는 개수의 코드벡터를 생성할 수 있고, CCVQ의 사라지는 셀 문제를 해결할 수 있다. 또한, 외부영역에서 생기는 이상 신호왜곡 문제를 개선할 수 있다.

IV. 실험

본 논문에서 제안하는 알고리즘의 성능을 평가하기 위해 2차원 Gaussian source를 이용하였다. Training 과정에서는 mean이 0이고, variance가 1인 2차원 Gaussian 데이터 100만개를 이용하여 8bit 코드북을 생성 하였다. 실험의 성능 평가를 위해 signal-to-noise ratio (SNR)과 이상 신호왜곡을 측정하였다. 이상 신호왜곡의 측정을 위하여 신호왜곡의 임계값을 정해서, 임계값보다 커진 이상 신호왜곡을 가지는 경우를 측정하였다. 본 논문에서는 0.15를 임계값으로 설정하였다.

<표 1>은 GLA와 제안 알고리즘의 성능을 비교한 결과이다. Test 데이터로는 우선 mean이 0이고, variance가 1인 2차원 Gaussian 데이터 100만개를 생성

표 1. GLA와 제안 알고리즘의 성능 비교
Table 1. Experimental performance of GLA and the proposed algorithm.

	SNR (dB)	전체 왜곡 중 이상 신호왜곡의 비율 (%)	
		<0.15	<0.30
GLA	21.10	0.34	0.10
proposed algorithm	20.14	0.19	0.05

하여 사용하였다. 즉, training과 test 시 데이터의 통계적 분포가 일치하는 경우에 대한 실험을 실시 하였다. 제안 알고리즘은 데이터가 조밀하게 분포하는 내부영역에서 CCVQ를 사용하게 되므로 일부 셀들이 사라지게 된다. 사라진 셀들의 개수만큼, 데이터가 성기게 분포하는 외부영역에 추가적으로 셀들을 생성하게 되므로 <표 1>에 보는 것과 같이 SNR은 조금 저하되지만, 이상 신호왜곡의 비율 또한 2배 가량 줄일 수 있다.

실생활에서 멀티미디어 데이터를 코딩하는 경우에는 training시 test 데이터의 분포를 정확하게 예측하는 것이 불가능하므로 source mismatch 문제가 발생하게 된다. Source mismatch 상황에서는 평균 신호왜곡인 SNR과 이상 신호왜곡이 동시에 증가하게 되므로 성능 저하 또한 보다 급격히 발생하게 된다. 이러한 source mismatch 상황에 대한 실험을 위해서,

- training 과정에는 앞서 기술한 mean 0이고, variance가 1인 2차원 Gaussian 데이터를 이용하였고,
- test 과정에는 2차원 Gaussian 데이터의 mean과 variance를 변화하면서 실험을 하였다.

<그림 3>의 (a)와 (b)는 variance는 1로 고정하고, mean에 대해서 변화를 준 후 SNR과 이상 신호왜곡의 percentage를 측정하였고, (c)와 (d)는 mean은 0으로 고정하고, variance에 대해서 변화를 준 후 SNR과 이상 신호왜곡의 percentage를 측정하였다. 제안 알고리즘의 SNR 성능은 mean 변화가 0.6 이상인 점부터 기존의 GLA 보다 우수함을 알 수 있고, 이상 신호왜곡 성능은 mean 변화에 상관없이 언제나 GLA보다 뛰어난 것을 알 수 있다. 이는 내부영역에서 사라진 셀들이 외부영역의 이상 신호왜곡을 효과적으로 개선할 뿐만 아니라 source mismatch에도 효율적으로 대응하고 있음을 의미한다. Variance 변화에 따른 제안 알고리즘의 SNR은 variance가 1보다 작을 때는 GLA보다 성능이 떨어지는 것을 볼 수가 있는데, 이는 variance가 작으면 대부분의 입력 데이터가 training 데이터의 내부영역에 존재하기 때문이다. Variance가 1보다 커지기 시작하면 SNR 관점에서 약 1dB 이상 개선되고, 이상 신호왜곡은 mean 변화와 마찬가지로 variance 변화에 상관없이 언제나 성능이 뛰어난 것을 알 수가 있다. 따라서, 제안 알고리즘은 기존 알고리즘에 비해 이상 신호왜곡 관점과

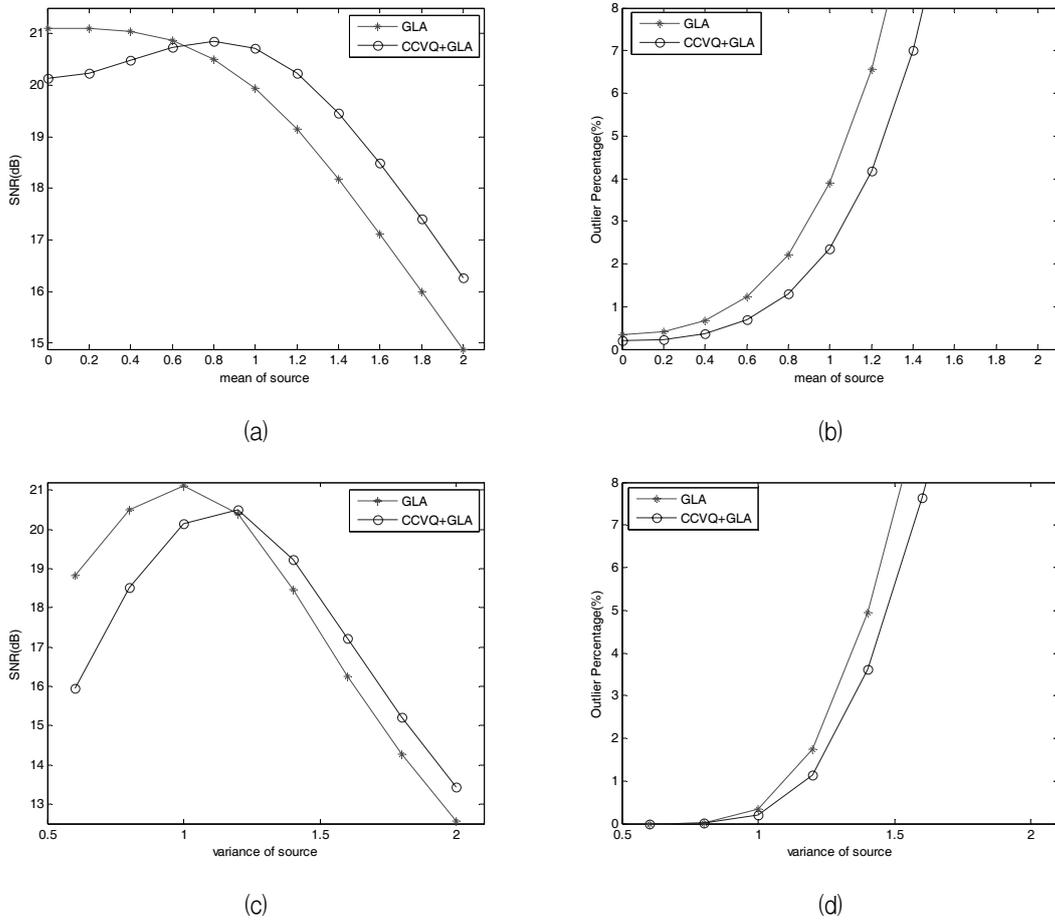


그림 3. Source mismatch가 발생한 경우 GLA와 제안 알고리즘의 SNR과 이상 신호왜곡 값
 (a) mean 변화에 따른 SNR (b) mean 변화에 따른 이상 신호왜곡
 (c) variance 변화에 따른 SNR (d) variance 변화에 따른 이상 신호왜곡

Fig. 3. Performance of GLA and the proposed algorithm in source mismatch conditions.
 (a) SNR according to mean variation (b) distortion outlier percentage according to mean variation
 (c) SNR according to variance variation (d) distortion outlier percentage according to variance variation

source mismatch 상황에 대해서 우수한 성능을 보임을 알 수 있다.

V. 결 론

본 논문에서는 이상 신호왜곡과 source mismatch 문제를 해결하기 위한 새로운 양자화 방법을 제안하였다. 각 셀별 최대 신호왜곡을 이용하여 training 데이터를 내부영역과 외부영역으로 나눈 후, 각각을 CCVQ와 GLA 알고리즘을 이용하여 학습하였다. 제안 알고리즘은 source mismatch가 일어나지 않을 경우에는 평균 신호왜곡 관점에서는 약간의 손해를 가져오지만, 이상 신호왜곡을 크게 줄이는 효과를 가지게 된다. 또한,

source mismatch일 경우에는 평균 신호왜곡과 이상 신호왜곡 모두를 크게 개선하였다. 제안 알고리즘은 다양한 멀티미디어 신호의 양자화에 사용이 가능하다. 향후 논문에서는 실제 신호에 대한 실험할 예정이다. 또한, 음악정보 검색 및 화자인식 시 사용되는 특징벡터의 양자화 및 전송 과정에 제안 알고리즘을 적용해 볼 예정이다.

참 고 문 헌

[1] A. Gersho, "Asymptotically optimal block quantization," *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol. IT-25, no. 4, pp. 373-380, 1979.
 [2] 정인교, 김영준, 박인수, 이인성, "원격 진료를 위한 실시간 생체 신호 취득, 전송 및 압축, 저장 시스템의

설계 및 구현,” *전자공학회논문지*, 제45권 SC편, 제4호, 42-50쪽, 2008년 7월

- [3] T. D. Lookabaugh and R. M. Gray, “High-Resolution Quantization Theory and the Vector Quantizer Advantage,” *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol. 35, no. 5, pp. 1020-1033, 1989.
- [4] A. Gersho and R. M. Gray, *Vector Quantization and Signal Compress.* Norwell, MA: Kluwer, 1992
- [5] M. Y. Kim and W. B. Kleijn, “Reduction of Impact of Distortion Outliers and Source Mismatch in Resolution-Constrained Quantization,” *IEEE Trans. Speech Audio Process.*, vol. 18, no. 6, pp. 1218-1227, 2010.
- [6] S. P. Lloyd, “Least squares quantization in PCM,” *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol. IT-28, no. 2, pp. 129-137, 1982.
- [7] Y. Linde, A. Buzo, and R. M. Gray, “An Algorithm for Vector Quantizer Design,” *IEEE Trans. Commun.*, vol. COM-28, no. 1, pp. 84-95, 1980.
- [8] 김원하, “Signal Set Partitioning을 이용한 격자 양자화의 비 손실 부호화 기법,” *전자공학회논문지*, 제38권 CI편, 제6호, 93-105쪽, 2001년 11월
- [9] M. Y. Kim and W. B. Kleijn, “Resolution-Constrained Quantization With JND-Based Perceptual Disotriton Measures,” *IEEE Signal Process letters*, vol. 13, no. 11, pp. 703-706, 2006.
- [10] P. A. Chou, T. D. Lookabaugh, and R. M. Gray, “Entropy-Constrained Vector Quantization,” *IEEE Trans. Acoust. Speech, Signal Process.*, vol. 37, no 1, pp. 31-42, 1989.
- [11] 임종욱, 노명훈, 김무영, “이상 비트율 할당과 신호 왜곡 문제점을 고려한 멀티미디어 신호의 연관정 양자화 방법,” *한국음향학회지*, 제29권, 제4호, 286-293쪽, 2010년
- [12] 노명훈, 김무영, “신호왜곡을 줄이기 위한 GLA와 CCVQ를 결합한 양자화 방법,” *ICS' 2011 정보 및 제어 심포지움 논문집*, 97-98쪽, 단국대학교, 한국, 2011년 4월
- [13] J. Lim, Y. J. Lee, and M. Y. Kim, “Rate-Distortion Performance of Resolution-Constrained Quantization Combined with Lossless Coding,” *IEICE Electronics Express*, vol. 6, No. 22, pp.1542-1547

저 자 소 개



노 명 훈(정회원)

2010년 세종대학교 정보통신
공학과 학사 졸업

2010년~현재 세종대학교 정보통신공학과 석사과정

<주관심분야 : 음성/오디오 신호 처리 및 코딩, 정보이론, 화자인식, 음질 향상>



김 무 영(정회원)-교신저자

1993년 연세대학교
전자공학과 학사 졸업

1995년 연세대학교
전자공학과 석사 졸업

1995년~2000년 삼성종합기술원
전문연구원

2001년~2004년 Royal Institute of Technology
(KTH, 스웨덴) Dept. Signals, Sensors,
Systems, 박사 졸업

2004년~2005년 Royal Institute of Technology
(KTH, 스웨덴) Dept. Signals, Sensors,
Systems, PostDoc

2005년~2006년 Ericsson Research (스웨덴),
Senior Research Engineer

2006년~현재 세종대학교 정보통신공학과 부교수
<주관심분야 : 음악정보검색, 음성/오디오 신호 처리 및 코딩, 패턴인식, 정보이론.>