

BWE 예측기반 대역분할 부호화기에 대한 연구

A Study of BWE-Prediction-Based Split-Band Coding Scheme

송 근 배*, 김 석 호*
(Geun-Bae Song*, Austin Kim*)

*삼성전자 통신연구소
(접수일자: 2008년 5월 5일; 채택일자: 2008년 5월 29일)

본 논문에서는 입력신호를 하위대역 (low-band)과 상위대역 (high-band)으로 나누어 각 대역을 개별적으로 부호화하는 대역분할 부호화 (split-band coding) 방식에 있어서, 상위대역 신호를 효율적으로 부호화하는 방법에 대해 다룬다. 일반적으로 그리고 특히, 그 동안 대역폭 확장법 (Bandwidth Extension, BWE)에 관한 연구를 통하여 두 대역 사이에 일정 정도의 상관관계가 존재한다는 사실이 밝혀져 있다. 따라서 두 대역간에 예측 부호화 기법을 도입함으로써 부호화 효율을 향상시킬 수 있다. BWE 예측기반 부호화 기법과 관련하여, 단순히 선형 BWE 함수를 이용하는 것은 두 대역간의 관계가 비선형성을 가지고 있으므로 최적의 결과를 얻기 어렵다. 따라서 비선형 BWE 함수를 포함한 다양한 예측 함수들의 성능비교를 통하여 가장 적절한 예측기를 선택하고자 하는 노력이 필요하다. 본 논문에서는 몇몇 대표적인 BWE 함수를 이용한 주파수 대역간 예측 부호화 방법에 대해 살펴 보고 각각의 성능을 평가한다. 또한 BWE 예측기반 부호화기를 (주파수) 공간상의 중복 제거 기술로 볼 때, 시간적 중복 제거 기술 즉, 예측 벡터 양자화기 (predictive vector quantizer)와의 결합이 부호화 효율 향상에 상승효과가 있는지에 대해서도 검토한다.

핵심용어: 대역분할 부호화기, 예측 부호화, 대역폭 확장법, 예측 벡터 양자화기

투고분야: 음성처리 분야 (2,3)

In this paper, we discuss a method for efficiently coding the high-band signal in the split-band coding approach where an input signal is divided into two bands and then each band may be encoded separately. Generally, and especially through the research on the artificial bandwidth extension (BWE), it is well known that there is a correlation between the two bands to some degree. Therefore, some coding gain could be achieved by utilizing the correlation. In the BWE-prediction-based coding approach, using a simple linear BWE function may not yield optimal results because the correlation has a non-linear characteristic. In this paper, we investigate the new coding scheme more in details. A few representative BWE functions including linear and non-linear ones are investigated and compared to find a suitable one for the coding purpose. In addition, it is also discussed whether there are some additional gains in combining the BWE coder with the predictive vector quantizer which exploits the temporal correlation.

Keywords: Split-band Coding, Predictive Coding Scheme, Bandwidth Extension, Predictive Vector Quantizer

ASK subject classification: Speech Signal Processing (2,3)

I. 서론

음성 및 오디오 신호를 하위대역 (low-band)과 상위대역 (high-band)으로 나누어 대역분할 부호화 (split-band coding)하는 것은 여러 장점을 가진다. 우선 효율 면에서, 인간의 청각특성은 주파수 대역에 따라 다르므로 이 점을 고려하여 대역 별로 차등화된 비트율 (bit-rate)을 적용할 수 있다. 따라서 주관적 음질에 손상을 주지 않

면서도 부호화 효율을 높일 수 있다. 또한 복잡도 면에서, 대역분할 과정 즉, 필터링 및 다운 샘플링 (down-sampling)을 통하여 각 대역의 샘플링 주파수가 절반으로 작아지므로 프레임 크기가 작아지게 되고 따라서, 비록 처리해야 할 프레임 수는 둘로 늘어나지만 전체적으로 계산량이 있어서 이득을 보게 된다. 아울러 기존 코덱과의 상호 운용성 (inter-operability) 측면 가령, 광대역 (wide-band) 부호화기를 설계함에 있어서 기존 협대역 (narrow band) 부호화기와의 상호운용성 측면에서 보더라도 이와 같은 대역분할 부호화 방식은 매력적이라 할 수 있다.

책임저자: 송 근 배 (geunbae.song@samsung.com)

443-742 경기도 수원시 영통구 매탄3동

삼성전자 통신연구소 선행CAE팀

(전화: 031-279-3324; 팩스: 031-279-5639)

한편, 대역폭 확장법 (Bandwidth Extension, BWE)은 하위대역 (혹은 협대역) 신호를 활용하여 상위대역 (혹은 광대역) 신호를 추정하는 방법을 일컫는다. 이때, 하위대역 정보만을 활용할 뿐 상위대역 관련 어떠한 정보도 활용하지 않는 BWE 방법을 소위 'blind BWE'라 부른다 [1]. 이러한 blind BWE 방법은 일반적으로 신호의 상·하위 대역간의 충분하지 못한 상관관계 (혹은 상호 정보량 (mutual information, MI))으로 인하여 만족스런 음질을 얻기 어렵다. 따라서 송신 측에서 상위대역 관련 정보를 일부분 전송하고 수신 측에서 BWE 시스템이 이를 활용하도록 하는 것이 현실적으로 바람직하다. 이때 보내지는 정보는 주로 상위대역 에너지 및 스펙트럴 포락선 (spectral envelop) 관련 정보이며 하위대역 정보에 비해 상대적으로 낮은 비트율로 전송되므로 보조정보 (side information)라 불린다. 이와 같이 보조정보와 결합된 BWE 방법은 일종의 파라미터 부호화 (parametric coding) 방법으로 볼 수 있으며, 낮은 비트율에도 불구하고 만족스런 음질을 제공하므로 3GPP의 차세대 코덱인 AMR-WB+ 및 eAAC+ 등에서 상위대역 부호화를 위한 표준기술로 채택되었다 [2][3]. (특히, eAAC+에서는 이 기술을 SBR (Spectral Band Replication)이라 부른다.) 보조정보와 결합된 BWE 기술은 32 k-64 kbps 범위의 낮은 비트율에서 광대역 이상의 음성 및 오디오 신호를 고 음질 부호화하기 위한 핵심 기술로 인정받고 있다 [4].

BWE 시스템과 결합된 대역분할 부호화기를 설계함에 있어서 상·하위대역간에 존재하는 상관관계를 활용한다면 보다 효율적인 부호화기의 설계가 가능할 것이다. 가령, 논문 [5]에서는 선형 BWE (추정) 함수를 이용하여 두 대역간 예측 부호화 방법을 도입함으로써 400 bps의 낮은 비트율로 상위대역 보조정보를 부호화하면서도 고 음질을 유지하는 예를 보여주고 있다. 논문 [5]에서는 다양한 BWE 함수중 선형 BWE 함수를 이용하고 있다. 일반적으로 상·하위대역의 관계는 비선형성을 가지고 있다 [6]. 따라서 비선형적 접근은 비록 계산량의 증가를 가져오지만 선형 시스템에 비해 향상된 성능을 가져다 줄 것이다. 본 논문에서는 이상과 같이, 일반적으로 대역분할 부호화기에서 활용될 수 있는 BWE 예측기반 부호화 기법에 대해 보다 상세하게 다루고자 한다. 본문에서는 선형 BWE 함수를 포함하여 몇몇 대표적인 통계적 모델기반 BWE 함수들 즉, Gaussian Mixture Model (GMM) 기반 BWE 함수 및 Hidden Markov Model (HMM) 기반 BWE 함수들의 성능을 비교한다. 또한 BWE 예측기반 부호화기를 (주파수) 공간상의 중복 제거 기술로 볼 때, 시간적

중복 제거 기술 즉, 예측 벡터 양자화기 (predictive vector quantizer, PVQ) (본문 3절 참조)와의 결합이 부호화 효율 향상에 상승효과가 있는지에 대해서도 살펴본다.

본 논문은 제시된 부호화 방법의 타당성을 검토하고 바람직한 설계방향을 설정하는 수준에서 논의를 전개하고자 한다. 따라서 최적화와 관련된 세부적인 문제들은 주요하게 다루지 않는다. 본 논문은 다음과 같이 구성된다. 2절에서는 본 논문에서 다룰 부호화 문제를 정의한다. 또한 목표 부호화 효율을 정량화하기 위한 상호정보량 측정 방법 및 BWE 함수들에 대해서도 간단히 소개한다. 3절에서는 BWE 예측기반 부호화기의 기본형 및 PVQ와 결합된 결합형에 대해 설명한다. 4절에서는 실험 및 결과 분석, 그리고 5절에서는 결론을 맺는다.

II. 문제의 정의, 상호정보량 및 BWE 시스템

본 절에서는 부호화 문제의 정의, 관련 변수들간의 상호정보량 계산, 선형 및 비선형 BWE 추정 함수에 대해 간략히 설명한다. 음성 데이터로부터 특징벡터 추출 및 상호정보량을 계산하는 방법과 관련하여서는 논문 [7]을 참고하였다.

2.1. 문제의 정의

대역폭 0-8 kHz의 광대역 음성신호 중 3.7 k-8 kHz 대역을 멜 주파수 (Mel-frequency) 필터 수를 고려하여 상위대역으로 분류한다. 이 대역의 스펙트럴 포락선 및 에너지 정보는 5차의 MFCC (Mel-frequency cepstral coefficient) 계수로 표현된다. 즉,

$$y = \{y_0, y_1, \dots, y_4\} \quad (1)$$

여기서 y_0 는 에너지와 관련된 DC 계수를 나타내고, 나머지 계수들은 포락선 형태 관련 계수를 나타낸다. 하위대역의 대역폭은 50-3.7 kHz로 정의하기로 하며 15개의 멜 스케일 필터로 채워지므로 따라서, 15차의 MFCC 계수로 표현된다. 즉,

$$x = \{x_0, x_1, \dots, x_{14}\}, \quad (2)$$

MFCC 외에 다른 종류의 계수들을 사용하는 문제와 관련하여서는 논문 [8]을 참조하기 바란다. MFCC를 포함한

캡스트럼 계수들은 계수들간의 비상관성 (uncorrelated) 으로 인하여 공분산 행렬 (co-variance matrix)을 대각 행렬 (diagonal matrix)로 근사하게 해준다는 장점을 가진다. 이는 나중에 GMM 모델을 설계하는데 있어서 계산을 간단하게 해준다. 또한 BWE 함수 성능과 관련하여서도 다른 계수 가령, 자기 상관 계수 (auto-correlation coefficient)를 이용한 완전 공분산 행렬 (full covariance matrix) 버전에 비해 큰 차이가 없음을 확인할 수 있었다.

이상과 같은 실험 데이터의 구성에서 본 논문에서 다룰 부호화의 문제는 하위대역 벡터 \mathbf{x} 를 활용한 상위대역 벡터 \mathbf{y} 를 부호화하는 문제로 정의하기로 한다.

2.2. 상호정보량

서론에서 언급한 바와 같이 상·하위대역간에는 비선형적 상관관계가 있으므로 상호정보량이 두 대역의 관계를 정량화하기 적절한 척도가 된다. 하위대역 벡터 \mathbf{x} 와 상위대역 벡터 \mathbf{y} 사이의 상호 정보량에 대해서 살펴보면, 상호정보량에 대한 정의식은 다음과 같다.

$$I(\mathbf{x}; \mathbf{y}) = \int \int f_{\mathbf{x}, \mathbf{y}}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) \log_2 \left(\frac{f_{\mathbf{x}, \mathbf{y}}(\mathbf{x}, \mathbf{y})}{f_{\mathbf{x}}(\mathbf{x})f_{\mathbf{y}}(\mathbf{y})} \right) d\mathbf{x} d\mathbf{y} \quad (3)$$

여기서 알 수 있는 바와 같이, 두 벡터 \mathbf{x} , \mathbf{y} 의 상호정보량은 계산하기 위해서는 각 벡터의 확률 밀도 함수 (probability density function, pdf) 및 두 벡터의 결합 확률 밀도 함수 (joint pdf)가 필요하다. 이 함수들은 L 개의 가우스 혼합 성분 (Gaussian mixture component)으로 구성된 GMM 모델에 의해 근사 된다. 두 벡터 \mathbf{x} , \mathbf{y} 의 결합 확률 밀도 함수 혹은 광대역 벡터 $\mathbf{z} = [\mathbf{x}^T \mathbf{y}^T]^T$ 의 확률 밀도 함수는 다음과 같다. 즉,

$$f_{\mathbf{z}}(\mathbf{z}) = f_{\mathbf{x}, \mathbf{y}}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \sum_{i=1}^L \rho_{z,i} \eta(\mathbf{z}; \boldsymbol{\mu}_{z,i}, \mathbf{V}_{z,i}) \quad (4)$$

여기서 $\eta(\cdot)$ 는 가우스 함수를 나타내며, $\rho_{z,i}$ 는 $0 \leq \rho_{z,i} \leq 1$ 및 $\sum_{i=1}^L \rho_{z,i} = 1$ 의 성질을 만족하는 가중치 (weighting value)를 나타낸다. 또한, $\boldsymbol{\mu}_{z,i}$ 및 $\mathbf{V}_{z,i}$ 은 각각 가우스 혼합 성분의 평균 벡터 (mean vector)와 공분산 행렬을 나타낸다. 여기서 공분산 행렬 $\mathbf{V}_{z,i}$ 은 대각행렬로 근사하도록 한다. 광대역 벡터 \mathbf{z} 의 GMM 모델이 주어지면 두 벡터 \mathbf{x} , \mathbf{y} 각각의 GMM 모델은 \mathbf{z} 의 GMM 모델의 파라미터로부터 직접 구성할 수 있다.

각 벡터에 대한 GMM 모델이 주어지면 상호정보량을

표 1. 몇몇 다른 GMM 모델에 대한 하위대역과 상위대역 벡터들의 상호정보량

Table 1. Mutual information between the low-band and high-band vectors for different GMM models.

Size (L)	64	128	256
MI (bit)	1.44	1.56	1.69

표 2. 하위대역 벡터와 상위대역 벡터 각 성분의 상호정보량 (GMM 크기 L=128)

Table 2. Mutual information between the low-band vector and each component of the high-band vector for the GMM model with L=128.

High-band	y_0	y_1	y_2	y_3	y_4
MI (bit)	1.05	0.33	0.24	0.21	0.14

계산하기 위해서는 식(3)의 적분을 계산해야 하는데 이는 수치해석적 방법 (numerical method)을 이용하여 해결한다 (자세한 내용은 논문 [7] 참고). 표 1은 16 kHz 샘플링된 전체 TIMIT 학습 데이터 (화자 총 462명, 음성파일 총 4620개 [9])를 대상으로 한 상호정보량 MI 계산결과를 보여주고 있다 (논문 [7]의 결과와 비교). 여기서 보면 GMM 모델의 크기가 증가할수록 즉, 모델이 보다 정확해질수록 MI 값이 약간 증가함을 알 수 있다. 표 2는 상위대역 벡터의 각 성분 별로 하위대역 벡터에 대한 상호정보량을 보여주고 있다. 잘 알려진 바와 같이 낮은 차수의 MFCC 계수 즉, 스펙트럼 포락선의 저주파 성분들에서 높은 상호정보량이 나타남을 알 수 있다.

2.3. BWE 추정 함수

BWE 함수를 수학적식으로 간단히 나타내면 다음 식과 같다. 즉,

$$\mathbf{y}^* = F\{\mathbf{x}\} \quad (5)$$

여기서 \mathbf{x} 는 하위대역 특징벡터를 나타내고, \mathbf{y}^* 는 추정된 상위대역 특징벡터를 나타내고, $F\{\}$ 는 하위대역과 상위대역을 관계짓는 추정 함수 (estimation function)를 나타낸다. 만약 선형 추정 함수를 이용할 경우, $F\{\}$ 는 다음과 같이 변환 행렬 (transformation matrix) \mathbf{H} 로 나타낼 수 있다. 즉,

$$\mathbf{y}^* = \mathbf{H}^T \mathbf{x} \quad (6)$$

여기서 위 첨자 T는 전치 연산 (transpose)을 나타낸다. 변환 행렬 \mathbf{H} 는 최소자승법 (least squares method)에 의

해 다음과 같이 계산된다 [1]. 즉,

$$\mathbf{H} = (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{Y} \quad (7)$$

여기서 \mathbf{X} 는 모든 학습 벡터 \mathbf{x} 를 행 벡터 (row vector)로 하는 행렬이고, \mathbf{Y} 는 각 벡터 \mathbf{x} 에 대응하는 \mathbf{y} 를 행 벡터로 하는 행렬이다. 따라서 총 벡터수를 N 이라 하면, \mathbf{X} 는 $N \times 15$ 의 행렬이 되며 \mathbf{Y} 는 $N \times 5$ 의 행렬이 된다. 식(6)은 성능향상을 위해 5×1 의 절편 벡터 \mathbf{b} 를 추가한 형태로 변형한다. 즉,

$$\mathbf{y}^* = \mathbf{H}^T \mathbf{x} + \mathbf{b} = \begin{bmatrix} \mathbf{H}^T \mathbf{b} \\ \mathbf{1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{x} \\ \mathbf{1} \end{bmatrix} = \mathbf{G}^T \begin{bmatrix} \mathbf{x} \\ \mathbf{1} \end{bmatrix}. \quad (8)$$

여기서 새로운 변환행렬 \mathbf{G} 를 계산하기 위해서는 식(7)에서 행렬 \mathbf{X} 의 행 벡터로 \mathbf{x} 대신 증분 벡터 $[\mathbf{x}^T \mathbf{1}]^T$ 를 적용하면 된다.

대표적인 두 가지 통계적 추정함수인 GMM 모델 기반 최소 평균 제곱 오차 (minimum mean square error, MMSE) 추정법과 HMM 모델 기반 MMSE 추정법은 알고리즘적으로 포함관계를 가진다. HMM 모델은 상태 천이 모델 (state transition model)을 이용하여 신호의 동적 특성을 모델링하며, 상태 수의 증가에 따라 이러한 모델링 능력은 보다 정교해진다. 따라서 반대로 상태수가 감소하면 동적 모델링 능력도 약해지고 관찰 확률 (observation probability)에 의한 정적 모델링 능력만 남게 된다. HMM 관찰 확률로서 GMM 모델을 사용한다고 가정했을 때, GMM 모델은 HMM 모델의 특수한 경우로서 상태 수 1인 경우에 해당한다. 이러한 관계는 MMSE 추정법에서도 성립한다 (자세한 내용은 [1] 및 [10] 참고).

먼저, 제 m 번째 프레임까지 관찰된 하위대역 관찰열을 $\mathbf{X}(m) = \{\mathbf{x}(1), \mathbf{x}(2), \dots, \mathbf{x}(m)\}$ 이라 할 때, 상위대역 벡터 $\mathbf{y}(m)$ 에 대한 HMM 기반 MMSE 추정식은 다음과 같다.

$$\mathbf{y}^*(m) = \sum_{i=1}^{N_s} P(S_i(m) | \mathbf{X}(m)) \times E\{\mathbf{y}(m) | S_i(m), \mathbf{x}(m)\} \quad (9)$$

여기서 N_s 는 HMM 모델의 총 상태 수를 나타내며, $S_i(m)$ 은 m 번째 프레임의 상태가 i 임을 가리킨다. 또한 $P(\cdot)$ 및 $E\{\cdot\}$ 는 각각 확률 값 및 평균 연산을 의미한다. 확률 $P(S_i(m) | \mathbf{X}(m))$ 는 HMM 모델의 관찰 확률뿐만 아니라 상

대 확률 파라미터 들 다를 이용하여 계산한다. 따라서, HMM 추정식의 특징인 동적 모델링 능력과 관련된 통계량이다. 반면 평균값 $E\{\mathbf{y}(m) | S_i(m), \mathbf{x}(m)\}$ 은 관찰확률 파라미터만을 이용하여 계산하며 따라서, 정적 모델링 능력과 관련된다. 여기서 HMM 모델의 총 상태 수를 $N_s = 1$ 로 설정하면, $P(S_i(m) | \mathbf{X}(m)) = 1$ 이 된다. 따라서 식(9)는 다음과 같이 된다. 즉,

$$\begin{aligned} \mathbf{y}^*(m) |_{N_s=1} &= E\{\mathbf{y}(m) | S_i(m), \mathbf{x}(m)\} \\ &= E\{\mathbf{y}(m) | \mathbf{x}(m)\} \end{aligned} \quad (10)$$

이 식은 m 번째 프레임 벡터 $\mathbf{x}(m)$ 을 관찰조건으로 상위대역 벡터 $\mathbf{y}(m)$ 를 추정하는 GMM 기반 MMSE 추정식을 의미한다 [10].

III. BWE 예측기반 부호화기

상위대역 벡터 \mathbf{y} 를 부호화하는 문제에 있어서, BWE 함수를 이용하여 상·하위대역간 중복된 정보를 제거하고 나머지 부분만을 부호화함으로써 부호화 효율을 높인다. 이러한 처리는 한 프레임 내에서 이루어지므로 프레임 내 (intra-frame) 혹은 공간적 예측 부호화 기법으로 분류할 수 있다. 본 논문에서는 이를 '기본형 부호화기'로 부르기로 한다. 이 기본형 부호화기에 프레임간 (inter-frame) 혹은 시간적 예측 부호화기를 결합함으로써 프레임 내 중복뿐만 아니라 프레임간 중복까지 제거한 부호화기를 설계할 수 있다. 이 부호화기는 '결합형 부호화기'로 부르기로 한다.

3.1. 기본형 부호화기

그림 1에서 보는 바와 같이, 상위대역 벡터 \mathbf{y} 는 BWE 함수에 의해 차감되어 잔차 신호 (벡터) \mathbf{r} 이 된다. 이 신호는 벡터 양자화기 VQ를 통하여 양자화된 뒤 통신 채널을 통하여 송신된다. 여기서 실제의 부호화기에서는 BWE 함수의 입력으로서 양자화된 (혹은 부호화된) 하위대역 벡터 \mathbf{x} 를 사용해야 하지만 본 논문에서는 원래의 값을 그대로 사용하기로 한다. VQ 학습 알고리즘으로는 LBG 알고리즘을 사용하였다 [11].

3.2. 결합형 부호화기

그림 2에서 보는 바와 같이, 상위대역 벡터 \mathbf{y} 는 BWE

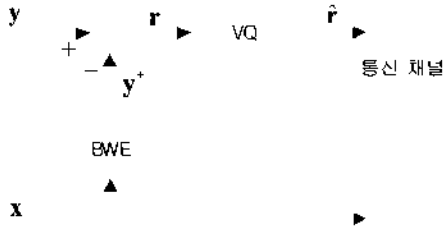


그림 1. 기본형 BWE 예측기반 부호화기
Fig. 1. Basic BWE-prediction-based coder.

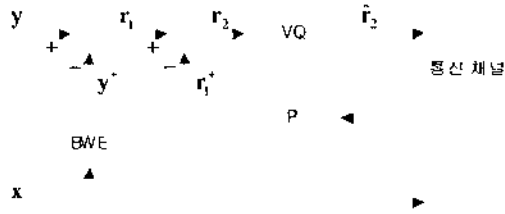


그림 2. 결합형 BWE 예측기반 부호화기
Fig. 2. Combined BWE-prediction-based coder.

함수에 의해 일차로 차감되어 첫 번째 잔차 신호 r_1 이 되고, 이 신호는 시간적 선형 예측기 P (이후, 혼동을 주지 않을 경우 단순히 '예측기'라 부르기로 한다)에 의해 이차로 차감되어 두번째 잔차 신호 r_2 가 된다. 두번째 잔차 신호 r_2 는 벡터 양자화기에 입력되어 양자화된 뒤 송신된다. 편의상 1차 선형 예측기를 사용한다고 할 때, 임의의 m 번째 프레임에서의 예측기의 역할은 다음 식으로 나타낼 수 있다.

$$r_1'(m) = A \hat{r}_1(m-1) + d \quad (11)$$

여기서 $r_1'(m)$ 는 m 번째 프레임에서 예측된 입력 벡터를 나타내고, $\hat{r}_1(m-1)$ 는 $m-1$ 번째 프레임에서 양자화된 입력 벡터를 나타낸다. A 는 5×5 예측 계수 행렬을 나타내며, d 는 5×1 의 전편 벡터를 나타낸다. 행렬 A 는 앞서 벡터 y 의 서로 다른 성분들이 비상관성을 갖는다고 가정하였으므로 대각 행렬이 된다. 또한 입력 잔차 신호 r_1 이 제로 평균을 가질 경우 전편 벡터 d 는 생략될 수 있다. 예측 잔차 $r_2(m)$ 와 양자화된 입력 신호 $\hat{r}_1(m)$ 은 각각 다음 식으로 정의할 수 있다.

$$r_2(m) = r_1(m) - r_1'(m) \quad (12)$$

$$\hat{r}_1(m) = r_1'(m) + Q(r_2(m)) \quad (13)$$

여기서 식(13)의 오른쪽의 $Q(\cdot)$ 는 벡터 양자화 함수를 나타낸다. 이상과 같이 예측 및 잔차 신호의 생성, 양자화

과정은 식(11)~(13)의 회귀적 반복과정에 의해 진행된다.

이상에서 설명한 PVQ 부호화기의 설계와 관련하여, P와 VQ가 폐회로 (closed loop, CL) 구조를 형성하고 있다는 점 때문에 안정된 학습법을 개발하는데 어려움이 있다. 양자화기 VQ를 설계하기 위해서는 학습 데이터로서 예측기 P에 의한 예측 오차들이 필요하다. 그러나 이 예측 오차의 생성을 위해서는 폐회로 구조 속에서 동작하는 '이미 설계를 마친' P와 VQ가 주어져야 한다. 이와 같은 문제는 예측기 P의 설계에 있어서도 마찬가지이다. 이 문제와 관련하여 그 동안 개회로 (open-loop, OL) 방법, 폐회로 방법, 그리고 점근적 폐회로 (asymptotic closed-loop, ACL) 방법 등을 포함하여 다양한 방법들이 연구되어 왔다 [12]~[14]. OL 방법은 가장 단순한 방법으로 예측기 및 양자화기를 '양자화하지 않은' 원래의 벡터를 이용하여 설계하는 방법이다 [12]. 즉 $\hat{r}_1 \approx r_1$ 란 가정하에 식 (11)은 다음과 같이 바뀐다.

$$r_1'(m) = A r_1(m-1), \quad (14)$$

여기서 d 는 입력 잔차 신호 r_1 의 DC 성분 (즉, 평균)을 제거한다는 전제하에 생략하였다. 이 식은 양자화기를 거치지 않으므로 개회로 구조의 예측기이다. 따라서 예측기의 예측계수 즉, 대각행렬 A 의 성분 값들은 프레임간 정규화된 상관계수 (inter-frame normalized correlation coefficient)들로 구성된다. 예측기 설계가 마무리 되면 역시 개회로 방식으로 예측 잔차 $r_2 = r_1 - r_1'$ 가 계산되고, 이 값들을 이용하여 양자화기를 설계한 뒤 학습을 마치게 된다. OL 방법은 단순하고 안정적으로 수렴한다는 장점을 가지지만, $\hat{r}_1 \approx r_1$ 의 가정은 부호화 비트율이 아주 높은 경우에만 성립한다. 따라서, 이 가정에 의해 생성된 양자화기의 학습데이터와 실제 폐회로 시스템에서 만나게 되는 데이터 사이에는 큰 편차가 있게 되고 그 만큼 양자화기의 성능은 저하된다.

CL 방법은 OL 방법의 단점을 보완하고자 만들어진 방법이다 [12]. 여기서 예측기는 OL 방법에 의해 설계를 한다. 즉, $A_{cl} = A_{ol}$. 하지만 양자화기의설계를 위한 학습 데이터는 실제 폐회로 시스템을 통하여 계산된다. 가령 예측기 및 $k-1$ 번째 단계에서 설계된 양자화기 Q^{k-1} 가 주어졌다고 할 때, k 번째 단계의 양자화기 Q^k 설계를 위한 예측 잔차 신호는 식(11)~(13)의 반복과정을 통하여 생성된다. 이 잔차 신호를 이용하여 Q^k 의 설계가 끝나면 이 Q^k 에 기초하여 $k+1$ 단계에서 동일한 과정이 반복된다.

CL 방법은 OL 방법에 비해 우수한 성능을 보이지만 폐회로 시스템을 통하여 양자화기의 학습데이터를 생성하는 과정에서 예측 잔차 신호의 크기가 증폭될 수 있고 따라서, 학습이 발산할 위험이 있다. 즉, 학습의 수렴이 보장되지 않는다.

ACL 방법은 OL 방법 및 CL 방법 각각의 장점을 살리기 위해 개발된 방법이다 [13]. 여기서도 역시 예측기는 OL 방법대로 설계하여 고정시킨다. 양자화기의 설계는 CL 방법처럼 반복적이고 단계적으로 접근하되, 각 단계에서 학습 데이터의 생성을 폐회로 구조가 아닌 개회로 구조로 생성한다는 점에서 CL 방법과 차이를 가진다. 이와 같이 함으로써 CL 방법의 불안정한 수렴 특성을 개선할 수 있다. ACL 방법에 대한 자세한 설명은 본 논문의 논점에서 벗어나므로 생략하기로 한다. ACL 방법의 '기본 알고리즘' 및 '개선된 알고리즘'에 대한 설명은 각각 논문 [13] 및 [14]을 참고하기 바란다. 본 논문에서는 예측 양자화기를 설계하기 위해 [13]에서 제시된 기본 ACL 방법을 이용하였다.

IV. 성능실험 및 결과분석

본 절에서는 다양한 BWE 기반 예측 부호화기의 성능을 기본형과 결합형 두 형태로 나누어 평가하고자 한다. 성능평가결과 학습에 참여한 데이터와 참여하지 않은 데이터에 대한 결과들은 거의 비슷하였다. 따라서 학습에 참여하지 않은 데이터에 대한 결과만 소개한다.

4.1. 학습 데이터 및 평가 척도

BWE 함수, 예측기 P, VQ 코드북의 학습을 위한 학습 데이터로는 앞서 표 1 및 표 2의 상호 정보량 계산에서와 마찬가지로 전체 TIMIT 학습 데이터를 이용하였다. 성능 평가를 위해서는 학습에 참여하지 않은 TIMIT 핵심 테스트 셋 (Core Test Set; 화자 총 24명, 음성파일 총 192개)을 이용하였다. 한 프레임 크기는 20 ms이며, 중첩 없이 Hamming 윈도우를 적용한 뒤 특징벡터를 추출하였다. BWE 함수에 사용되는 HMM 모델은 기존의 Jax 학습법 대신에 일반적인 Baum-Welch 학습법을 이용하여 설계한다 [10].

부호화 (혹은 양자화) 성능 평가 척도로는 유클리드 cepstral 거리 척도 (Euclidean cepstral distance measure)를 이용하였다. 즉,

$$d_{cep}^2(m) = \sum_{k=0}^4 (y_k(m) - \hat{y}_k(m))^2 \quad [\text{dB}] \quad (15)$$

여기서 $y_k(m)$ 은 양자화되지 않은 m 번째 프레임 벡터의 k 번째 성분을 나타내며, $\hat{y}_k(m)$ 은 $y_k(m)$ 의 양자화 결과값을 나타낸다. 잘 알려진 바와 같이 캡스트럼 영역에서의 유클리드 척도는 부호화기 성능 평가에 일반적으로 사용되는 주파수 영역에서의 로그 스펙트럴 왜곡 (log spectral distortion, LSD)과 동등하다 [7][15]. 즉,

$$D_{LSD}^2 = \frac{1}{2\pi} \int_{\pi}^{\pi} [20 \log_{10} |\mathbf{H}(e^{j\Omega})| - 20 \log_{10} |\hat{\mathbf{H}}(e^{j\Omega})|]^2 d\Omega \quad [\text{dB}] \quad (16)$$

여기서 적분의 범위는 상위대역만을 대상으로 하므로 $\mathbf{H}(e^{j\Omega})$ 와 $\hat{\mathbf{H}}(e^{j\Omega})$ 는 각각 상위대역 원래의 스펙트럼과 부호화된 스펙트럼을 나타낸다. 본 논문에서 MFCC 계수를 사용한다. 따라서 엄밀하게 $\mathbf{H}(e^{j\Omega})$ 와 $\hat{\mathbf{H}}(e^{j\Omega})$ 는 멜 필터 처리된 스펙트럼을 의미하며 따라서, 식(16)은 멜 주파수 영역에서의 LSD 값에 해당한다.

4.2. 기본형에서의 성능 비교

본 실험에서는 선형 및 GMM 모델, HMM 모델 추정함수를 이용한 기본형 부호화기의 성능을 살펴본다. 특히 GMM 추정법과 HMM 추정법의 성능을 공정하게 비교하기 위해, 각각 통계적 모델의 상태 수 N_s 와 가우스 성분 수 L 의 구성의 복잡도를 $N_s \times L = 64$ 로 일정하게 유지하였다. 이 경우 GMM 모델은 상태 수 $N_s = 1$, 가우스 성분 수 $L = 64$ 즉, 1×64 의 조합에 해당한다. 반면 HMM 모델은 상태 수 $N_s = 64$, 가우스 성분 수 $L = 1$ 즉, 64×1 의 조합으로 구성하였다. 다른 HMM 모델 조합 가령, 16×4 , 8×8 등도 가능하지만 64×1 조합과 성능에 큰 차이가 없음을 확인한 바 있다 [10].

그림 3은 세 가지 기본형 부호화기 즉, 선형 BWE와 VQ 결합 부호화기 (L+VQ), GMM BWE와 VQ 결합 부호화기 (G+VQ), HMM BWE와 VQ 결합 부호화기 (H+VQ)의 평균 d_{cep} 값을 양자화 비트 수에 따라 보여주고 있다. 또한 참고를 위해 단순 VQ 부호화기의 결과 (굵은 점선)도 추가하였다. 그림에서 양자화 비트 수 0의 경우는 코드북의 크기가 1인 경우로서 예측 잔차 신호의 평균이 유일한 코드벡터가 된다. 따라서 이 경우 '평균 d_{cep} '은 예측 잔차 신호의 '표준편차' 즉, d_{cep} 의 RMS (root-mean-square) 값과 관련된다. 전체적으로 단순 VQ 부호화기에 비해 BWE 기반 예측 부호화기의 효과를 확인할 수 있다. 두 방법의 차이는 낮은 비트율로 갈수록 커지고 높은 비트율로 갈수록 작아지는 특징을 보이고 있다. 특히 낮은

비트율에서의 부호화 효율은 표 1의 상호 정보량 수치에 의해 예측된 부호화 효율에 근접함을 확인할 수 있다. 각 BWE 추정법 별 성능은 GMM 방법과 HMM 방법의 거의 동일하고 선형 추정법은 2 비트 이하의 낮은 비트율에서 다른 두 방법에 비해 열세임을 알 수 있다. 그러나 계산량은 선형 추정법이 가장 적으며 다음으로 GMM 추정법, HMM 추정법 순이다. 따라서 상위대역 정보를 3 비트 이상에서 부호화한다고 할 경우, 선형 BWE 추정법이 가장 현실적인 선택으로 보여진다. 계산량에 비해 성능개선이 중요할 경우 GMM 방법이 대안이 될 수 있다. G+VQ는 모델의 복잡도를 증가시켜 성능을 개선시킬 수 있다는 점에서 L+VQ에 비해 유연한 알고리즘이다. 이와 관련하여 그림 4는 GMM 모델 크기 $L=32, 64, 128, 256$ 으로의 증가에 따른 G+VQ 부호화기의 성능과 L+VQ 부호화기 (굵은 점선)의 성능을 비교한 결과를 보여준다.

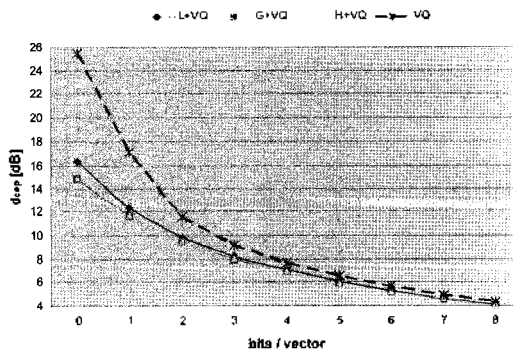


그림 3. 다양한 양자화 비트 수에 대한 L+VQ, G+VQ, H+VQ, 단순 VQ 부호화기의 성능비교

Fig. 3. Performance comparison of L+VQ, G+VQ, H+VQ, and simple VQ coders at various quantization bit rates.

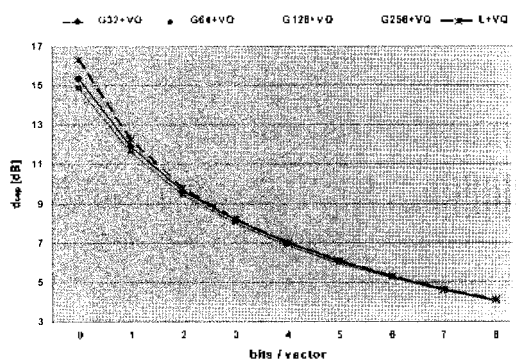


그림 4. 다양한 비트 수에 대한 다양한 GMM 모델 크기의 G+VQ 부호화기와 L+VQ 부호화기의 성능 비교

Fig. 4. Performance comparison of G+VQ coder of various GMM model sizes and L+VQ coder at various quantization bit rates.

4.3. 결합형에서의 성능 비교

앞서 설명한 기본형 부호화기에 PVQ를 결합함으로써 부호화 효율의 향상을 기대할 수 있다. 결합형 부호화기의 성능평가에 앞서 먼저, 앞서 다룬 세 BWE 추정합수에 의해 얻어진 잔차신호 (즉, 그림 2의 r_i 신호)의 상관계수를 살펴보았다. 이 계수 값들은 PVQ에 의해 얻게 될 추가적인 이익에 대한 지표가 될 것이다. 그림 5에서 보는 바와 같이, 모든 종류의 잔차신호들은 비록 원래 신호에 비해 작지만 0.6 이상의 높은 상관계수 값을 가지고 있음을 알 수 있다. 상관계수의 하락폭은 낮은 차수의 MFCC 계수들 그리고 통계적 BWE 함수들 즉, GMM 기반 BWE 함수와 HMM 기반 BWE 함수들에서 두드러진다. 선형 BWE 함수는 상대적으로 원래 신호의 시간적 상관관계를 잘 보존하고 있다. 이로부터 시간적 상관관계는 BWE 부호화기 즉, 공간적 부호화기에 의해 영향을 받으며 그 정도는 앞서 표 1 및 표 2의 상호정보량을 활용하는 공간적 부호화기의 성능과 밀접한 관련이 있음을 알 수 있다. 약간의 차이지만 HMM 잔차신호가 GMM 잔차신호에 비해 높은 상관계수를 보여준다. 이는 논문 [10]에서도 언급된 바와 같이, 동적 모델링 능력을 가진 HMM 기반 BWE 부호화기가 GMM 기반 BWE 부호화기에 비해 시간적으로 부드러운 잔차신호를 생성함을 의미한다. 그림 5의 결과는 물리적 관점에서 충분히 예상할 수 있는, 시간적 상관관계와 공간적 상관관계의 상호 관련성을 확인시켜 주는 한편, 결합형 부호화기의 성능에 있어서 상호보완적 특성을 예상하게 한다. 즉, 앞 단의 BWE 부호화기에 의해 얻어진 더 많은 이익은 뒤 이은 PVQ 부호화기에 의해 얻어진 더 적은 이익에 의해 상쇄될 수 있다 (혹은 그 반대로

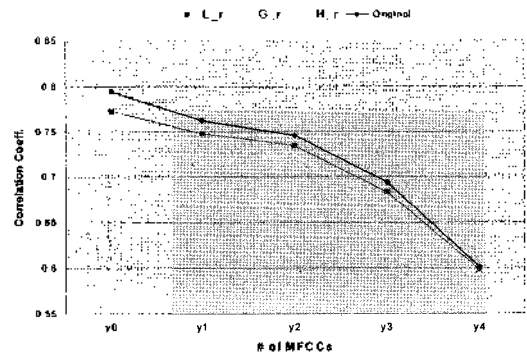


그림 5. 각 상위대역 MFCC 계수별 선형 BWE 잔차신호 (L_r), GMM 기반 BWE 잔차신호 (G_r), HMM 기반 BWE 잔차신호 (H_r), 원래 신호 (Original)의 상관계수 값

Fig. 5. Results showing the correlation coefficients of the linear BWE residual, the GMM-based BWE residual, the HMM-based BWE residual, and the original signal for different high-band MFCC coefficients.

성립). 이 점을 확인하기 위해, 그리고 불완전한 PVQ 설계 방법에 의한 영향을 배제하기 위해 '이상적인 PVQ (IPVQ)'를 설계하여 세 가지의 결합형 부호화기를 구성하였다. 여기서 이상적인 PVQ란 OL 방식으로 동작하는 부호화기를 의미하며 따라서, 예측기 P의 입력신호로서 폐회로 시스템에 의한 양자화된 신호가 아니라 원래 신호가 주어진다. 이 부호화기는 앞서 설명한 OL 방법에 의해 최적으로 설계될 수 있다. 실험결과는 그림 6에 주어진다. 여기서 'L+IPVQ'는 선형 BWE와 IPVQ 결합 부호화기, 'G+IPVQ'는 GMM BWE와 IPVQ 결합 부호화기, 'H+IPVQ'는 HMM BWE와 IPVQ 결합 부호화기를 각각 나타낸다. 대략적으로 세 결합형 부호화기들은 비슷한 성능을 보여주고 있다. 전체적으로, L+IPVQ 부호화기가 다른 두 부호화기에 비해 약간 우위의 성능을 보여 주는데 이는 PVQ (여기서는 IPVQ)가 선형 부호화기 이기 때문으로 보여진다. 즉, 만약 보다 성능이 뛰어난 가령, 비선형 PVQ를 적용한다고 가정하면 세 부호화기의 성능차이는 보다 줄어들 것으로 예상된다. 한편 그림에서 거의 식별하기는 어렵지만 H+IPVQ가 G+IPVQ에 비해 소수점 첫째 자리 (혹은 둘째 자리) 수준에서 일관되게 우위를 점하였다. 이는 그림 5와 관련하여 앞서 설명한 바와 같이, HMM 기반 BWE 부호화기가 시간적으로 부드러운 잔차신호를 생성한다는 사실을 다시금 확인시켜주는 것이다.

현실적인 PVQ 설계 위한 ACL 알고리즘은 학습 초반 (보통 10회 반복 횟수 이내)에 수렴한 뒤 그 다음부터는 작은 진폭으로 발전하는 특징을 가진다 [14]. 따라서 학습 초반에 가장 작은 평균 양자화 오차에 도달한 지점에서 학습을 종료하였다. 이 경우 대부분 5회 이내에서 학습이 종료되었다. 그림 7은 ACL 알고리즘을 이용하여 설계된 PVQ 성능을 단순VQ 방법과 비교한 결과이다. 그림에서 보면, 양자화 비트 수가 0 (즉, 코드벡터가 하나) 및 낮은 비트율에서는 PVQ의 효과가 제대로 나타나지 않음을 알 수 있다. 이는 앞서 설명한 바와 같이, ACL 알고리즘이 예측기를 OL 방법으로 설계하기 때문이다. 즉, 낮은 비트율에서는 예측기의 학습 데이터 (원래의 신호)와 실제 폐회로 시스템에서 주어지는 데이터 (양자화된 신호) 사이의 차이가 크게 되고 따라서 결과적으로 PVQ 시스템이 제대로 성능을 발휘하기 어렵다. 그림 6에는 IPVQ에 대한 실험 결과도 보여주고 있다. 전체적으로 비트 수가 증가함에 따라 ACL에 의한 PVQ는 이상적인 PVQ 성능에 근접해감을 알 수 있다.

그림 8은 GMM BWE 잔차 신호에 대한 ACL 알고리즘의 성능을 보여준다. 여기서 'G+PVQ'는 GMM BWE와

PVQ 결합 부호화기를 나타낸다. 여기서도 그림 7에서와 비슷하게 양자화 비트 수가 작으면 ACL 학습법에 의한 PVQ의 성능이 제대로 발휘되지 못함을 알 수 있다. 반면 비트 수가

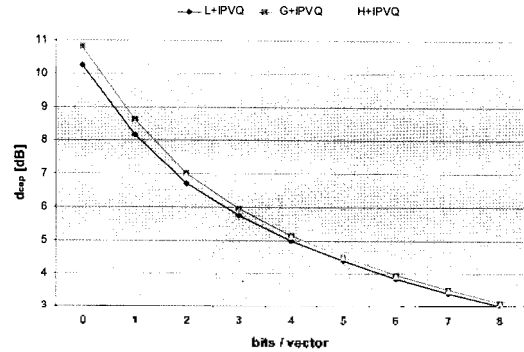


Fig. 6. 다양한 비트 수에 대한 L+IPVQ, G+IPVQ, H+IPVQ 부호화기의 성능비교

Fig. 6. Performance comparison of L+IPVQ coder, G+IPVQ coder, and H+IPVQ at various quantization bit rates.

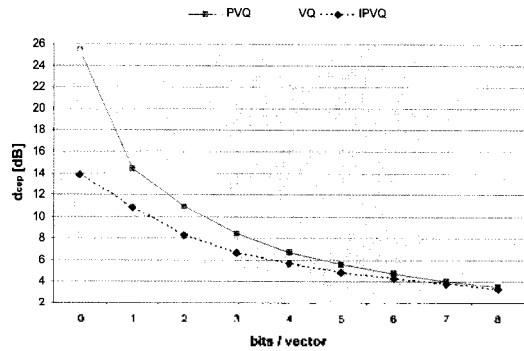


그림 7. 다양한 비트 수에 대한 ACL에 의해 설계된 PVQ 부호화기와 단순VQ, IPVQ 부호화기의 성능비교

Fig. 7. Performance comparison of PVQ designed by ACL, simple VQ, and IPVQ at various quantization bit rates.

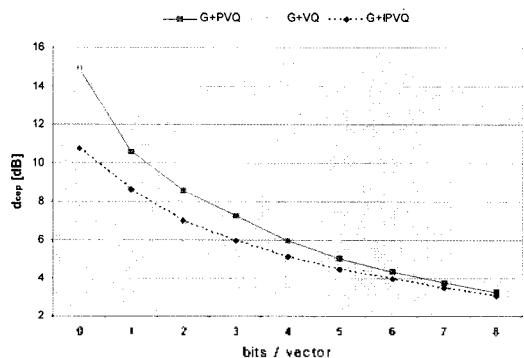


그림 8. 다양한 비트 수에 대한 ACL에 의해 설계된 G+PVQ 부호화기와 G+VQ, G+IPVQ 부호화기의 성능비교

Fig. 8. Performance comparison of G+PVQ designed by ACL, G+VQ, and G+IPVQ at various quantization bit rates.

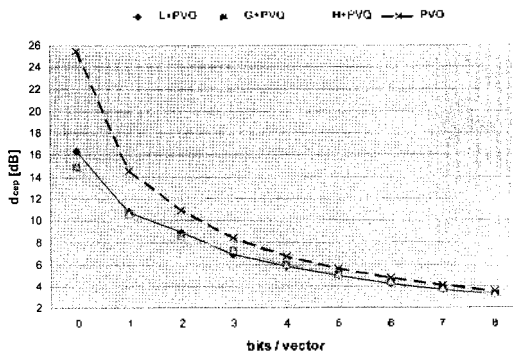


그림 9. 다양한 비트 수에 대한 L+PVQ, G+PVQ, H+PVQ, PVQ 부호화기의 성능비교
 Fig. 9. Performance comparison of L+PVQ, G+PVQ, H+PVQ, and PVQ at various quantization bit rates.

증가함에 따라 G+PVQ는 G+IPVQ에 수렴해 간다.

ACL에 의한 PVQ에 대한 각 BWE 추정법 별 성능은 그림 9에 주어져 있다. 여기서 'L+PVQ'는 선형 BWE와 PVQ 결합 부호화기를 나타내며, 'H+PVQ'는 HMM BWE와 PVQ 결합 부호화기를 나타낸다. 얼핏 보면, 그림 9의 결과는 앞서 그림 3의 기본형 부호화기에 대한 결과와 비슷하다. 즉, GMM 방법과 HMM 방법의 성능은 거의 동일하고 선형 추정법은 낮은 비트율에서 열세로 나타난다. 하지만 앞서 그림 6에 대한 논의에서 알 수 있듯이 이러한 차이는 불완전한 PVQ 성능에서 비롯된 것이며, 사실상 세 결합형 부호화기의 성능은 대등하며 첫 단계에서 적용된 BWE 함수의 종류에 무관한 것으로 결론 지을 수 있다.

끝으로, AMR-WB+ 및 eAAC+에서 제공하는 오디오 테스트 샘플들을 대상으로 2.2절에서 설명한 방식으로 상호정보량을 측정하여 보았다. 44.1 kHz, 48 kHz로 샘플링 된 샘플들은 32 kHz로 다운 샘플링하여 소위 'super-wide band' 대역에서 상위대역 (8 k-16 kHz)과 하위대역 (50-8 kHz) 사이의 상호정보량을 측정할 결과, 약 2.6 비트로 측정되었다 ($L=128$ GMM 모델 사용). 따라서 본 논문에서의 논의들은 오디오 신호에 대한 부호화기 설계 문제에도 그대로 적용될 수 있음을 알 수 있다.

V. 결론

본 논문에서는 대역분할 부호화기에서 상위대역 정보를 부호화하기 위한 방법으로서 BWE 예측기반 부호화에 대해서 다루었다. 몇 가지 대표적인 BWE 함수의 성능을 비교한 결과 GMM BWE 함수와 HMM BWE 함수는 거

의 동일한 결과를 보였다. 선형 BWE 함수는 낮은 비트율에서는 다른 두 방법에 비해 다소 열세를 보였지만 비트율이 높아짐에 따라 대등한 결과를 보였다. 따라서 중간 이상의 비트율로 부호화할 경우 계산이 간단한 선형 BWE 함수가 적절한 선택으로 보여진다. 하지만 GMM BWE 함수는 복잡도를 증가시킴으로써 성능을 향상시킬 수 있는 유연한 알고리즘이므로 응용에 따라 적절히 선택할 수 있을 것으로 보여진다.

한편, 시간적 중복을 제거하는 PVQ와 결합된 결합형 부호화기에 대한 평가에서는 BWE 함수의 종류에 상관없이 세 결합형 부호화기 모두 비슷한 성능을 보여주었다. 이는 앞 단의 BWE 부호화기에 의해 얻어진 더 많은 이익은 뒤 이은 PVQ 부호화기에 의해 얻어진 더 적은 이익에 의해 상쇄됨을 의미한다 (혹은 그 반대도 성립함).

참고 문헌

1. P. Jax, "Bandwidth extension for speech," in *Audio Bandwidth Extension*, E. Larsen and R. M. Aarts (Ed.), (John Wiley & Sons, 2004), Chap.6, pp.171-235.
2. 3GPP TS 26.290, *Audio codec processing functions: Extended Adaptive Multi-Rate - Wideband (AMR-WB+) codec: Transcoding functions*, (June 2004).
3. 3GPP TS 26.404, *General audio codec audio processing functions: Enhanced aacPlus general audio codec: Enhanced aacPlus encoder SBR part*, (Sept, 2004).
4. M. Dietz, L. Liljeryd, K. Kjørling, and O. Kunz, "Spectral Band Replication, a novel approach in audio coding," 112th AES Convention, Preprint 5553, May 2002.
5. B. Geiser and P. Vary, "Backwards compatible wideband telephony in mobile networks: CELP watermarking and bandwidth extension," ICASSP 4, 533-536, April 2007.
6. M. Nilsson, S. V. Andersen, and W. B. Kleijn, "On the mutual information between frequency bands in speech," ICASSP 3, 1327-1330, June 2000.
7. M. Nilsson, H. Gustafsson, S. V. Andersen, and W. B. Kleijn, "Gaussian mixture model based mutual information between frequency bands in speech," ICASSP 1, 525-528, May 2002.
8. P. Jax and P. Vary, "Feature selection for improved bandwidth extension of speech signals," ICASSP 1, 697-700, May 2004.
9. J. S. Garofolo, L. F. Fisher, J. G. Fiscus, D. S. Pallett, and N. L. Dahlgren, "DARPA-TIMIT: Acoustic-Phonetic Continuous Speech Corpus," 1990.
10. 송근배, 김석호, "음성신호의 대역폭 확장을 위한 GMM 방법 및 HMM 방법의 성능평가", 한국음향학회지 27(3), 119-128, 2008.
11. Y. Linde, A. Buzo, and R.M. Gray, "An algorithm for vector quantizer design," IEEE Trans. Commun., 28(1), 84-95, 1980.
12. V. Cuperman and A. Gersho, "Vector predictive coding of speech at 16 kbits/s," IEEE Trans. Commun., 33(7), 685-696, July 1985.
13. H. Khalil, K. Rose, and S. L. Regunathan, "The asymptotic closed-loop approach to predictive vector quantizer design

with application in video coding," IEEE Trans. Image Processing 10(1), 15-23, Jan, 2001.

14. H. Khalil and K. Rose, "Predictive vector quantizer design using deterministic annealing," IEEE Trans. Signal Processing 51(1), 244-254, Jan, 2003.

15. R. Hagen, "Spectral quantization of cepstral coefficients," ICASSP 1, 509-512, April 1994.

저자 약력

• 송근배 (Geun-Bae Song)



1992년 2월: 아주대학교 전자공학 (학사)
 1995년 2월: 아주대학교 전자공학 (석사)
 2001년 8월: 아주대학교 전자공학 (박사)
 1995년 1월~1996년 3월: 현대전자 S/W 연구소 연구원
 2001년 8월~현재: 삼성전자 책임연구원
 ※주관심분야: 음성/오디오 신호처리, 패턴인식, 기계 학습

• 김석호 (Austin Kim)



1986년 5월: University of Illinois-Urbana-Champaign, 전자공학 (학사)
 1988년 5월: University of Illinois-Urbana-Champaign, 전자공학 (석사)
 2001년 12월: Illinois Institute of Technology, 컴퓨터공학 (박사)
 1988년 7월~2002년 12월: Lucent Technologies, Bell Labs 근무
 2003년 2월~현재: 삼성전자 통신연구소 상무
 ※주관심분야: 신호처리, 멀티미디어 시스템 simulation, ASIC/FPGA 개발, RF 분석