

특허청구의 범위

청구항 1

음성신호에 대한 양자화 장치에 있어서,

- (a) 입력되는 음성신호를 KLT 도메인으로 변환하는 KLT부,
- (b) 상기 KLT 도메인으로 변환된 음성신호의 코드 벡터 분포의 확률 밀도 함수가 존재할 수 있는 영역을 격자 형태로 표현하는 격자 벡터(lattice vector) 코드 벡터를 적응적으로 형성하여, 상기 음성신호를 상기 코드 벡터로 변환하는 격자 벡터 양자화부,
- (c) 적응적으로 선택된 무손실 코드북을 참조하여, 상기 코드 벡터를 상기 코드 벡터의 발생 확률에 따라 길이가 다른 부호어로 변환하고, 상기 부호어에 대응하는 인덱스를 전송하는 무손실 부호화부,
- (d) 상기 무손실 부호화부로부터 수신한 상기 인덱스에 기초하여, 상기 부호어를 상기 코드 벡터에 대응하는 심볼로 역변환하는 무손실 복호화부 및
- (e) 상기 코드 벡터 분포의 확률 밀도 함수가 존재할 수 있는 영역을 격자 형태로 형성하여 상기 역변환된 심볼을 이산화된 코드 벡터로 출력하는 격자 벡터 복호화부

를 포함하는 양자화 장치.

청구항 2

제 1 항에 있어서,

상기 KLT부는,

이전 프레임에서 양자화된 음성신호에 기초하여 현재 프레임의 선형 예측(Linear Predictive) 계수를 추정하고, 상기 선형 예측 계수에 기초하여 생성된 고유 벡터 행렬을 이용하여 상기 입력되는 음성신호를 상기 KLT 도메인으로 변환하는 것인 양자화 장치.

청구항 3

제 1 항에 있어서,

(f) KLT에 의해 얻어진 음성신호에 대한 코드 벡터를 저장한 코드북을 상기 KLT 도메인 통계치에 따라 복수개로 분류하여 구비하는 코드북 데이터베이스

를 더 포함하는 것인 양자화 장치.

청구항 4

제 3 항에 있어서,

(g) 상기 KLT 도메인으로 변환된 음성신호에 대한 고유값(eigenvalue)에 기초하여 상기 코드북 데이터베이스에서 최적의 코드북을 선택하는 코드북 선택부

를 더 포함하는 것인 양자화 장치.

청구항 5

제 4 항에 있어서,

상기 격자 벡터 양자화부는 상기 최적의 코드북에 실려 있는 코드 벡터들과 상기 변환된 음성신호 간의 왜곡값에 기초하여 최적의 코드 벡터를 선택하는 것인 양자화 장치.

청구항 6

제 4 항에 있어서,

상기 코드북 선택부는 하기 수학식 14에 기초하여 상기 최적의 코드북을 선택하되,

상기 격자 벡터 코드 벡터는 상기 입력되는 음성 신호가 평균이 0이고 분산이 $\{\overline{\lambda_j}\}_{j=1,\dots,k}$ 인 가우시안(Gaussian) 분포를 갖는 경우에 생성되며, 하기 $\{\overline{\lambda_j}\}$ 는 하기의 수학식 14에 의해서 결정되는 j 번째 클래스의 i 번째 고유값이고, 하기 λ_i 는 상기 입력되는 음성신호의 i 번째 고유값인 것인 양자화 장치.

(수학식 14)

$$\varepsilon = \sum_{i=1}^k (\sqrt{\lambda_i} - \sqrt{\overline{\lambda_i}})^2$$

청구항 7

제 1 항에 있어서,

상기 무손실 부호화부는 허프만 부호화를 이용하는 것인 양자화 장치.

청구항 8

제 5 항에 있어서,

상기 코드북 선택부는 상기 입력되는 음성신호의 고유값과 근사한 고유값이 할당된 코드북을 상기 최적의 코드북으로 선택하는 것인 양자화 장치.

청구항 9

제 5 항에 있어서,

상기 격자 벡터 양자화부는 하기의 수학식 15에 기초하여 상기 왜곡값을 산출하되, 하기 U^k 는 상기 입력되는 음성신호에 고유 벡터 행렬을 곱한 값이고, 하기 $c_{i,j}^k$ 는 U^k 에 대한 j 번째 클래스의 i 번째 코드북인 것인 양자화 장치.

(수학식 15)

$$\varepsilon = (U^k - c_{i,j}^k)^T (U^k - c_{i,j}^k)$$

청구항 10

제 9 항에 있어서,

상기 격자 벡터 양자화부는 최소 왜곡값을 갖는 코드 벡터를 상기 최적의 코드 벡터로 선택하는 것인 양자화 장치.

청구항 11

제 2 항에 있어서,

상기 KLT부는

현재 프레임의 상기 선형 예측 계수에 기초하여 고유값과 고유 벡터 행렬을 각각 검출하고, 상기 인덱스에 대응하는 코드 벡터와 상기 고유 벡터 행렬을 이용하여 상기 이산화된 코드 벡터를 역KLT 변환하는 것인 양자화 장치.

청구항 12

음성신호에 대한 코드 벡터가 저장된 복수의 코드북이 구비된 양자화 장치의 상기 음성신호에 대한 양자화 방법에 있어서,

a) 입력되는 음성신호를 KLT 도메인으로 변환하는 단계,

- b) 상기 KLT 도메인으로 변환된 음성신호의 코드 벡터 분포의 확률 밀도 함수가 존재할 수 있는 영역을 격자 형태로 표현하는 격자 벡터(lattice vector) 코드 벡터를 적응적으로 형성하여 상기 음성신호를 상기 코드 벡터로 변환하는 단계,
 - c) 적응적으로 선택된 무손실 코드북을 참조하여, 상기 코드 벡터를 상기 코드 벡터의 발생 확률에 따라 길이가 다른 부호어로 무손실 부호화하는 단계,
 - d) 상기 부호어에 대응하는 인덱스를 전송하는 단계,
 - e) 상기 수신한 인덱스에 기초하여, 상기 부호어를 상기 코드 벡터에 대응하는 심볼로 역변환하는 단계 및
 - f) 상기 코드 벡터 분포의 확률 밀도 함수가 존재할 수 있는 영역을 격자 형태로 형성하여 상기 역변환된 심볼을 이산화된 코드 벡터로 출력하는 단계
- 를 포함하는 양자화 방법.

청구항 13

제 12 항에 있어서,

상기 격자 벡터 코드 벡터는 상기 입력되는 음성 신호가 평균이 0이고 분산이 $\{\bar{\lambda}_i\}_{i=1, \dots, k}$ 인 가우시안(Gaussian) 분포를 갖는 경우에 생성되며, 하기 $\{\bar{\lambda}_i\}$ 는 하기의 수학적 식 16에 의해서 결정되는 j 번째 클래스의 i 번째 고유값이고, 하기 λ_i 는 상기 입력되는 음성신호의 i 번째 고유값인 것인 양자화 방법.

(수학적 식 16)

$$\varepsilon = \sum_{i=1}^k (\sqrt{\lambda_i} - \sqrt{\bar{\lambda}_i})^2$$

청구항 14

제 12 항에 있어서,

상기 a) 단계는

이전 프레임에서 양자화된 음성신호에 기초하여 현재 프레임의 선형 예측(Linear Predictive) 계수를 추정하고, 상기 선형 예측 계수에 기초하여 생성된 고유 벡터 행렬을 이용하여 상기 입력되는 음성신호를 상기 KLT 도메인으로 변환하는 것인 양자화 방법.

청구항 15

제 12 항에 있어서,

g) 상기 KLT 도메인으로 변환된 음성신호에 대한 고유값(eigenvalue)에 기초하여 상기 코드북 데이터베이스에서 최적의 코드북을 선택하는 단계 및

h) 상기 최적의 코드북에 실려 있는 코드 벡터들과 상기 변환된 음성신호 간의 왜곡값에 기초하여 최적의 코드 벡터를 선택하는 단계

를 더 포함하는 양자화 방법.

청구항 16

제 12 항에 있어서,

상기 c) 단계는 허프만 부호화를 이용하는 것인 양자화 방법.

청구항 17

제 15 항에 있어서,

상기 g) 단계는 상기 변환된 음성신호의 고유값과 근사한 고유값이 할당된 코드북을 상기 최적의 코드북으로 선

택하는 것인 양자화 방법.

청구항 18

제 15 항에 있어서,

상기 h) 단계는 최소 왜곡값을 갖는 코드 벡터를 상기 최적의 코드 벡터로 선택하는 것인 양자화 방법.

청구항 19

제 15 항에 있어서,

i) 현재 프레임의 상기 선형 예측 계수에 기초하여 고유값과 고유 벡터 행렬을 각각 검출하고, 상기 인덱스에 대응하는 코드 벡터와 상기 고유 벡터 행렬을 이용하여 상기 이산화된 코드 벡터를 역KLT 변환하는 단계를 더 포함하는 양자화 방법.

명세서

발명의 상세한 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 음성신호 양자화 장치 및 방법에 관한 것으로서, 보다 상세하게는, KLT 도메인으로 변환된 음성신호에 대한 코드 벡터의 분포에 관한 확률 밀도 함수가 존재하는 영역을 격자 형태로 형성한 후, 선택된 코드 벡터를 무손실 압축함으로써 음성신호에 대한 높은 부호화 효율을 제공할 수 있는 엔트로피 제한적 벡터 양자화 장치 및 방법에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 용량이 큰 멀티미디어 데이터의 효율적인 압축을 위해, 해상도 제한적 양자화(Resolution-Constrained Quantization, 이하 RCQ라고 함)와 엔트로피 제한적 양자화(Entropy-Constrained Quantization, 이하 ECQ라고 함)의 두 가지의 주요한 소스 부호화 패러다임(paradigm)이 사용되어 왔다.

[0003] RCQ는 주어진 고정 비트율(bit-rate) 제한 하에서, 평균 왜곡(mean distortion)을 최소화하는 것을 목적으로 한다. 이때, 상기 평균 왜곡은 충분히 최소화 될 수 있더라도, 어떤 경우에 있어서는 왜곡 이상값(outliers)을 야기하는 대형의 Voronoi 셀(cell)들이 생기는 문제가 있다.

[0004] 한편, RCQ 소스 부호화 패러다임의 일종으로서 KLT(Karhunen-Loeve Transform, 이하 KLT라고 함) 기반의 분류 벡터 양자화(Classified Vector Quantization, 이하 KLT-CVQ라고 함) 방법이 있다. 상기 KLT 기반의 CVQ는 벡터 양자화의 장점을 충분히 활용하여 멀티미디어 데이터를 효율적으로 압축할 수 있는 장점이 있지만, RCQ와 마찬가지로 대형의 Voronoi 셀(cell)에 의한 왜곡이 발생하는 문제가 있다.

[0005] 또한, 기존에 알려진 음성신호에 대한 벡터 양자화 기술로는 음성신호의 직접적인 벡터 양자화(Direct Vector Quantization, 이하 DVQ라고 약함)와 코드 여기 선형 예측(Code-Excited Linear Prediction, 이하 CELP라고 약함) 코딩방식에 의한 벡터 양자화가 있다.

[0006] 상기 음성 신호의 통계치(statistic)가 주어질 경우에 DVQ는 가장 높은 코딩 효율(highest coding efficiency)을 얻을 수 있다. 그러나, 음성 신호의 시변 신호 통계치(time-varying signal statistic)가 다량의 코드북(a very large number of codebooks)을 요구하므로 DVQ는 관리하기 어려운(unmanageable) 코드북 저장이 요구된다.

[0007] CELP는 단일 코드북(single codebook)을 사용한다. 따라서 CELP는 DVQ와 같이 많은 저장용량이 요구되지는 않는다. CELP는 입력되는 음성신호에서 선형 예측(Linear Prediction, 이하 LP라고 약함) 계수들을 추출하고, 추출된 LP계수들에 의해 필터링 특성이 결정되는 합성 필터(synthesis filter)를 이용하여 상기 코드북에 저장되어 있는 코드벡터들로부터 시험 음성 신호(trial speech signal)를 구성하고, 입력되는 음성신호와 가장 근접한 음성신호의 코드벡터를 찾도록 수행된다.

[0008] 도 1(a)는 잔류 영역(residual domain)에서 CELP 코드북 예의 Voronoi-region 형태를 도시한 도면이고, 도

1(b)는 음성 도메인에서 상당하는 CELP 코드북의 Voronoi-region 형태를 도시한 도면이다.

[0009] 도 1(a) 및 도 1(b)를 참조하면, 이러한 CELP는 2차원인 경우에 코드북에 저장된 코드 벡터들의 Voronoi-region의 형태가 도 1의 (a)에 도시된 바와 같이 구형(spherical)에 거의 가깝게 될 수 있는 반면에 합성 필터에 의해 구성된 시험 음성 신호들은 도 1의 (b)와 같이 구형의 Voronoi-region의 형태를 갖지 않는다. 상기 Voronoi-region은 음성 신호를 2차원의 코드 벡터로 양자화하여 형성된다. 따라서 CELP는 벡터 양자화의 이점인 스페이스 필링 및 형태의 이점을 충분히 사용하지 못하는 단점이 있다.

발명의 내용

해결 하고자하는 과제

[0010] 본 발명의 일 실시예는 음성신호에 대한 높은 부호화 효율을 제공하고, 벡터 양자화의 이점을 충분히 활용할 수 있는 벡터 양자화 장치 및 방법을 제공한다.

[0011] 또한, 본 발명의 일 실시예는 KLT 도메인으로 변환된 음성신호의 코드 벡터의 분포에 관한 확률 밀도 함수가 존재하는 영역을 격자 형태로 형성한 후, 선택된 코드 벡터를 무손실 압축함으로써 음성신호를 양자화할 수 있는 벡터 양자화 장치 및 방법을 제공한다.

과제 해결수단

[0012] 상술한 기술적 과제를 달성하기 위한 기술적 수단으로서, 본 발명의 제 1 측면은 (a) 입력되는 음성신호를 KLT 도메인으로 변환하는 KLT부, (b) 상기 KLT 도메인으로 변환된 음성신호의 코드 벡터 분포의 확률 밀도 함수가 존재할 수 있는 영역을 격자 형태로 표현하는 격자 벡터(lattice vector) 코드 벡터를 적응적으로 형성하여, 상기 음성신호를 상기 코드 벡터로 변환하는 격자 벡터 양자화부, (c) 적응적으로 선택된 무손실 코드북을 참조하여 상기 코드 벡터를 상기 코드 벡터의 발생 확률에 따라 길이가 다른 부호어로 변환하고, 상기 부호어에 대응하는 인덱스를 전송하는 무손실 부호화부, (d) 상기 무손실 부호화부로부터 수신한 상기 인덱스에 기초하여, 상기 부호어를 상기 코드 벡터에 대응하는 심볼로 역변환하는 무손실 복호화부 및 (e) 상기 코드 벡터 분포의 확률 밀도 함수가 존재할 수 있는 영역을 격자 형태로 형성하여 상기 역변환된 심볼을 이산화된 코드 벡터로 출력하는 격자 벡터 복호화부를 포함하는 음성신호에 대한 양자화 장치를 제공할 수 있다.

[0013] 또한, 본 발명의 제 2 측면은 a) 입력되는 음성신호를 KLT 도메인으로 변환하는 단계, b) 상기 KLT 도메인으로 변환된 음성신호의 코드 벡터 분포의 확률 밀도 함수가 존재할 수 있는 영역을 격자 형태로 표현하는 격자 벡터(lattice vector) 코드 벡터를 적응적으로 형성하여 상기 음성신호를 상기 코드 벡터로 변환하는 단계, c) 적응적으로 선택된 무손실 코드북을 참조하여, 상기 코드 벡터를 상기 코드 벡터의 발생 확률에 따라 길이가 다른 부호어로 무손실 부호화하는 단계, d) 상기 부호어에 대응하는 인덱스를 전송하는 단계, e) 상기 수신한 인덱스에 기초하여, 상기 부호어를 상기 코드 벡터에 대응하는 심볼로 역변환하는 단계 및 f) 상기 코드 벡터 분포의 확률 밀도 함수가 존재할 수 있는 영역을 격자 형태로 형성하여 상기 역변환된 심볼을 이산화된 코드 벡터로 출력하는 단계를 포함하는 음성신호에 대한 코드 벡터가 저장된 복수의 코드북이 구비된 양자화 장치의 상기 음성신호에 대한 양자화 방법을 제공할 수 있다.

효과

[0014] 전술한 본 발명의 과제 해결 수단에 의하면, 음성신호를 부호화할 때, 벡터 양자화의 이점을 충분히 이용할 수 있다.

[0015] 또한, 전술한 본 발명의 과제 해결 수단에 의하면, 종래의 분류 벡터 양자화(CVQ) 장치 및 방법보다 향상된 SNR 및 R-D(Rate-Distortion) 특성을 나타낼 수 있다.

[0016] 또한, 전술한 본 발명의 과제 해결 수단에 의하면, 객관적 음질 평가인 지각 음질 평가(perceptual evaluation of speech quality, PESQ) 수치도 향상될 수 있다.

[0017] 또한, 본 발명의 다른 과제 해결 수단 중 하나에 의하면, 비공식적인 듣기 테스트(listening test)에서도 KLT 기반의 CVQ보다 더 향상된 성능을 나타낼 수 있다.

[0018] 또한, 본 발명의 또 다른 과제 해결 수단 중 하나에 의하면, 부호화측 및 복호화측에서 ITU-T 표준 코덱인 G.728에서 사용된 역적응 방법(backward adaptive - manner)으로 선형 예측 계수를 추정하므로, 부호화기에서

복호화기로 LP 계수를 전송할 필요가 없다.

발명의 실시를 위한 구체적인 내용

- [0019] 아래에서는 첨부한 도면을 참조하여 본 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자가 용이하게 실시할 수 있도록 본 발명의 실시예를 상세히 설명한다. 그러나 본 발명은 여러 가지 상이한 형태로 구현될 수 있으며 여기에서 설명하는 실시예에 한정되지 않는다. 그리고 도면에서 본 발명을 명확하게 설명하기 위해서 설명과 관계없는 부분은 생략하였으며, 명세서 전체를 통하여 유사한 부분에 대해서는 유사한 도면 부호를 붙였다.
- [0020] 명세서 전체에서, 어떤 부분이 다른 부분과 "연결"되어 있다고 할 때, 이는 "직접적으로 연결"되어 있는 경우뿐 아니라, 그 중간에 다른 소자를 사이에 두고 "전기적으로 연결"되어 있는 경우도 포함한다. 또한 어떤 부분이 어떤 구성요소를 "포함"한다고 할 때, 이는 특별히 반대되는 기재가 없는 한 다른 구성요소를 제외하는 것이 아니라 다른 구성요소를 더 포함할 수 있는 것을 의미한다.
- [0021] 이하 첨부된 도면을 참고하여 본 발명을 상세히 설명하기로 한다.
- [0022] 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 음성신호에 대한 양자화 장치의 구성도이다.
- [0023] 도 2에 도시된 바와 같이, 본 발명에 따른 음성신호에 대한 양자화 장치는 코드북 데이터베이스(100), KLT부(200), 코드북 선택부(300), 부호기측 양자화부(400) 및 복호기측 양자화부(500)를 포함한다.
- [0024] 코드북 데이터베이스(100)는 KLT에 의해 얻어진 음성신호에 대한 코드 벡터를 KLT 도메인 통계치에 따라 복수개로 분류하여 구비하고 있다.
- [0025] 코드북 데이터베이스(100)는 훈련(training) 단계에서 KLT의 에너지 집중 특성(energy concentration property)을 이용하여 음성신호(speech signal)에 대한 KLT 도메인 통계치(statistics)가 좁은 클래스(narrow class)별로 코드북이 분류되게 설계(design)될 수 있다.
- [0026] 즉, 음성신호(speech signal)를 KLT 도메인(domain)으로 변환할 경우에, 도 4에 도시된 바와 같이 수평축(horizontal axis)을 따라 에너지가 집중된 도메인을 얻게 된다. 도 3은 각 상관계수(correlation coefficient) a_1 에 대한 2차원 음성 신호에 대한 코드 벡터들의 분포도를 나타낸 것이다. 도 4는 도 3에서와 같은 상관계수 a_1 에서 상기 2차원 음성 신호에 해당하는 KLT 변환된 신호에 대한 코드 벡터들의 분포도를 나타낸 것이다. 도 3에서 다른 통계치를 갖는 음성 신호들이 도 4의 KLT 도메인상에서 동일한 통계를 갖는다는 것을 알 수 있다. KLT 도메인 상에서 동일한 통계를 갖는다는 것은 동일한 고유값 세트(eigenvalue set)로 분류될 수 있다는 것을 의미한다.
- [0027] 코드북 데이터베이스(100)에 구비되는 제 1 내지 제 n 코드북에 해당하는 n 클래스중 하나로 음성신호를 분류하기 위하여 거리 측정(distance measure)법을 사용할 수 있다. 이것은 가장 근사한 통계치를 갖는 고유값 세트를 찾으면 된다.
- [0028] 고유값 세트들은 수학적 식 1과 같은 거리 측정에 의해 분류될 수 있다.

수학적 식 1

$$E = \sum_{i=1}^k (\sqrt{\lambda_i} - \sqrt{\overline{\lambda_i}})^2$$

[0029]

- [0030] 수학적 식 1에서 λ_i 는 입력신호의 i번째 고유값이고, $\overline{\lambda_i}$ 는 j번째 클래스 코드북의 i번째 고유값이다. 상기 k개의 $\{\overline{\lambda_i}\}_{i=1, \dots, k}$ 를 j 번째 코드북의 고유값 세트라고 한다. 상술한 바와 같이 코드북을 고유값 세트로 분류할 때, 가장 큰 고유값은 중요한 값이 된다.

- [0031] 제 1 내지 제 n 번째 코드북에 포함되는 코드 벡터들은 KLT 도메인으로 변환된 양자화 된 음성신호들이다. 코드북 분할을 위하여 음성신호들의 에너지에 해당하는 고유값은 수학적 식 2와 같이 정규화(normalize)한다.

수학식 2

$$\lambda_i = \lambda_i / \sum_{j=1}^k \lambda_j \quad (i=1, \dots, k)$$

[0032]

[0033]

정규화 된 고유 값들은 수학식 1에 적용된다.

[0034]

상술한 클래스 고유값 세트들은 실제적인 음성 데이터의 P차 LP 계수들로부터 추정되고, 수학식 1과 같은 거리 측정 기능을 갖는 LBG(Linde-Buzo-Gray)알고리즘을 이용하여 학습된다. 많은 클래스의 코드북들이 코드북 데이터베이스(100)에 포함되면, 음성신호에 대한 벡터 양자화 장치의 SNR 효율은 더 향상된다.

[0035]

KLT부(200)는 입력되는 음성신호를 KLT 도메인으로 변환하고, 이를 다시 역KLT 변환한다. 상기 KLT 변환은 프레임 단위로 이루어진다. 이를 위하여 KLT부(200)는 먼저, 입력되는 음성신호를 분석하여 선형 예측(Linear Predictive) 계수를 추정한다. 예를 들어, KLT부(200)는 이전 프레임에서 양자화된 음성신호에 기초하여 현재 프레임의 선형 예측(Linear Predictive) 계수를 추정할 수 있다.

[0036]

만약, 선형 예측 계수 분석이 원 신호 도메인(original signal domain)에서 수행되는 경우, LP 계수를 양자화하여 그것의 인덱스(index)를 다시 복호기측 양자화부(500)로 전송하여야만 한다. 이러한 부가 정보의 전송을 제거하기 위해, 본 실시예에서는 역 적응 방법(backward adaptive manner)을 이용하여, 선형 예측 계수 분석의 입력으로서 이전 프레임(frame)에서 합성된 신호를 이용한다.

[0037]

본 발명에 따른 양자화 장치는 부호기측 양자화부(400)와 복호기측 양자화부(500)를 포함하고, 영입력 응답부(600)에서는 LPC 필터(filter)의 동일한 제로 입력 응답(zero-input response, 이하 ZIR이라 함)이 얻어지기 때문에, KLT부(200)는 오직 제로 상태 응답(zero-state response, 이하 ZSR이라 함), 즉, s^k 를 고유벡터 행렬 U 를 이용하여 KLT 도메인으로 변환한다.

[0038]

또한, KLT부(200)는 구해진 선형 예측 계수의 임펄스 응답 H 를 이용하여 입력신호의 공분산(covariance) 행렬 $\Sigma = HH^T$ 를 구한다. 예를 들어, 5차원 (dimensional)인 경우에, 공분산 행렬 Σ 는 하기 수학식 3과 같이 정의된다.

수학식 3

$$\begin{bmatrix} 1 & A_1 & A_2 & A_3 & A_4 \\ A_1 & 1+A_1^2 & A_1+A_1A_2 & A_2+A_1A_3 & A_3+A_1A_4 \\ A_2 & A_1+A_1A_2 & 1+A_1^2+A_2^2 & A_1+A_1A_2+A_2A_3 & A_2+A_1A_3+A_2A_4 \\ A_3 & A_2+A_1A_3 & A_1+A_1A_2+A_2A_3 & 1+A_1^2+A_2^2+A_3^2 & A_1+A_1A_2+A_2A_3+A_3A_4 \\ A_4 & A_3+A_1A_4 & A_2+A_1A_3+A_2A_4 & A_1+A_1A_2+A_2A_3+A_3A_4 & 1+A_1^2+A_2^2+A_3^2+A_4^2 \end{bmatrix}$$

[0039]

상기 수학식 3에서, $A_1 = a_1$ 이고, $A_2 = a_1^2 + a_2$ 이고, $A_3 = a_1^3 + 2a_1a_2 + a_3$ 이고, $A_4 = a_1^4 + 3a_1^2a_2 + 2a_1a_3 + a_2^2 + a_4$ 이다. a_1 내지 a_4 는 선형 예측 계수이다. 따라서, 선형 예측 계수를 이용하여 공분산 행렬 Σ 를 구할 수 있다.

[0041]

또한, KLT부(200)는 공분산 행렬 Σ 에 대한 고유값(eigenvalue) λ_i 을 수학식 4를 이용하여 산출할 수 있다.

수학식 4

$$\det(\Sigma - \lambda_i I) = 0$$

[0042]

[0043]

또한, KLT부(200)는 고유값에 기초하여 수학식 5에 의하여 고유 벡터를 구할 수 있다.

수학식 5

$$(\Sigma - \lambda_i I)P_i = 0$$

[0044]

[0045]

상기 수학식 4 및 5에서 I 는 단위(identity) 행렬이다. 이 행렬은 대각선 행렬 값이 모두 1이고, 나머지는 모

두 0인 행렬이다. 수학식 5를 만족하는 고유 벡터는 정규화(normalization)하여 구한다.

[0046] 행렬 Λ 의 대각선(diagonal)을 따라 공분산 행렬 Σ 의 정돈된 고유값 λ_i 들을 배열함으로써 행렬 Λ 를 얻을 수 있다.

[0047] 한편, KLT부(200)는 구해진 고유벡터를 이용하여 고유벡터 행렬 U 를 수학식 6과 같이 구할 수 있다.

수학식 6

[0048] $U=[P_1, P_2, \dots, P_n]$

[0049] 상기 수학식 6에서 P_1, P_2, P_n 은 $n \times 1$ 행렬이다.

[0050] KLT부(200)는 U 를 입력되는 음성신호 s^k 에 승산하여, 입력된 음성신호를 KLT 도메인으로 변환한다. 여기서 s^k 는 선형 예측 합성 필터의 k 차 제로 입력 응답(k-dimensional zero input response)이다. 또한, s^k 는 음성신호의 k 차(k-dimensional) 벡터이다.

[0051] 코드북 선택부(300)는 공분산 행렬을 통해 구한 고유값 행렬 Λ 에 기초하여, 부호기측 양자화부(400)와 복호기측 양자화부(500)에서의 시변 확률 질량 함수(time-varying probability mass function, PMF)를 측정할 수 있다.

[0052] 코드북 선택부(300)는 상기 KLT부(200)가 생성한 행렬 Λ 에 기초하여, 코드북 데이터베이스(100)에서 무손실 부호화를 위한 최적의 코드북을 선택할 수 있다. 즉, 상기 수학식 1에 따라 상기 KLT부(200)가 생성한 행렬 Λ 와 가장 근사한 고유값을 갖는 하나의 코드북을 선택할 수 있다.

[0053] 부호기측 양자화부(400)은 격자 벡터 양자화부(410) 및 무손실 부호화부(420)을 포함한다.

[0054] 격자 벡터 양자화부(410)는 KLT 도메인으로 변환된 음성신호, 즉, Us^k 를 양자화한다.

[0055] 한편, 적응적으로 격자 벡터 양자화의 무게중심(centroid)에 대한 확률 밀도 함수를 측정하기 위해서, 음성 신호의 단시간의 히스토그램(histogram)은 가우스 밀도에 의해 간소화될 수 있기 때문에, s^k 와 Us^k 가 각각 정규 분포 $N(0, \Sigma)$ 와 $N(0, \Lambda)$ 를 갖는 것으로 가정할 수 있다. 그러므로, k 차원 여기 신호(k-dimensional excitation signal), 즉, e^k 는 제로 평균 비상관 가우시안(zero mean uncorrelated Gaussian)으로 간략화될 수 있다. 따라서, 대응하는 영상태 응답(ZSR), s^k 는 He^k 로 모델링 될 것이다.

[0056] 한편, 격자 벡터 양자화부(410)는 KLT부(200)에 의해 KLT 도메인으로 변환된 음성신호에 대한 코드 벡터 분포의 확률 밀도 함수가 존재하는 영역을 도 5에 도시된 바와 같이, 격자 형태로 형성하여 상기 음성신호를 코드 벡터로 변환할 수 있다.

[0057] 또한, 격자 벡터 양자화부(410)는 격자 형태 코드북에 실려 있는 코드 벡터들과 상기 변환된 음성신호 간의 왜곡값에 기초하여 최적의 코드 벡터를 선택할 수 있다.

[0058] 격자 벡터 양자화부(410)는 하기의 수학식 7을 이용하여, KLT부(200)로부터 수신된 Us^k 와 격자 형태 코드북에 실려 있는 코드 벡터들 간에 왜곡값을 계산할 수 있다.

수학식 7

[0059] $\varepsilon=(Us^k - c_{i,j}^k)^T (Us^k - c_{i,j}^k)$

[0060] 상기 수학식 7에서 $c_{i,j}^k$ 는 Us^k 에 대한 j 번째 클래스의 i 번째 코드북 엔트리(entry)이다. 또한, T 는 전치(transpose)이다. 여기서, j 번째 클래스의 고유값은 상기의 수학식 1을 이용하여 구할 수 있다.

[0061] 무손실 부호화부(420)는 상기 격자 벡터 양자화부(410)가 변환한 코드 벡터를 상기 코드 벡터의 발생 확률에 따라 길이가 다른 부호어(codeword)로 변환할 수 있다. 예를 들어, 발생 확률이 큰 코드 벡터에는 짧은 길이의 부호어를 배정하고, 발생 확률이 작은 코드 벡터에는 긴 길이의 부호어를 배정하여, 보다 적은 비트(bit)로써 부호어를 생성할 수 있다.

- [0062] 전술한 바와 같이, 코드북 선택부(300)에서 고유값 행렬 Λ 가 측정되었기 때문에, 무손실 부호화부(420)는 최적의 무손실 부호화 테이블, 예를 들어, 허프만 부호화(Huffman coding) 테이블을 추가적인 비트(bit)를 전송하지 않고도 적응적으로 선택할 수 있다.
- [0063] 또한, 무손실 부호화부(420)는 최소 왜곡을 갖는 최적의 부호어에 대한 인덱스 정보를 복호기측 양자화부(500)로 전송할 수 있다.
- [0064] 복호기측 양자화부(500)은 무손실 복호화부(510) 및 격자 벡터 복호화부(520)를 포함한다.
- [0065] 무손실 복호화부(510)는 무손실 부호화부(420)로부터 최적의 코드벡터의 인덱스를 수신하고, 적응적으로 선택된 무손실 부호화 코드북을 이용하여, 상기 인덱스에 대응하는 코드 벡터를 검출할 수 있다.
- [0066] 즉, 상기 인덱스는 특정 부호어에 대응하므로, 무손실 복호화부(510)는 상기 부호어를 복호화하여 상기 코드 벡터에 대응하는 심볼로 역변환 할 것이다.
- [0067] 격자 벡터 복호화부(520)는 코드 벡터 분포의 확률 밀도 함수가 존재하는 영역을 격자 형태로 형성하여 무손실 복호화부(510)가 역변환 한 심볼을 이산화된 코드 벡터로 출력할 수 있다.
- [0068] 이산화된 코드 벡터는 KLT부(200)에 의해 역KLT 변환되며, 최종 합성음은 영입력 응답부(600)의 ZIR을 더해서 얻어진다.
- [0069] 본 명세서에서는 부호기측 양자화부(400)과 복호기측 양자화부(500)가 하나의 시스템에 존재하는 것으로 설명하였지만, 이에 한정되지 않으며, 부호기측 양자화부(400)와 복호기측 양자화부(500)는 별도의 시스템으로 각각 존재할 수 있다.
- [0070] 도 6은 본 발명의 일 실시예에 따른 음성신호에 대한 양자화 장치의 R-D 특성 그래프이다.
- [0071] 도시된 바와 같이, 본 발명의 일 실시예에 따른 음성신호에 대한 양자화 장치의 성능을 알아보기 위해, 본 발명 이외의 3가지의 음성신호 양자화 장치와 함께 성능을 비교하였다.
- [0072] 예를 들어, 본 발명 이외의 3가지의 음성신호 양자화 장치는 입력 신호 도메인 엔트로피 제한적 벡터 양자화 장치(IS-ECVQ), KLT 도메인 엔트로피 제한적 벡터 양자화 장치(KLT-ECVQ), 입력 신호 도메인 적응적 엔트로피 제한적 벡터 양자화 장치(IS-AECVQ)일 수 있다.
- [0073] 음성신호 양자화 장치의 R-D 특성은 하기의 수학식에 의해 결정될 수 있다.

수학식 8

$$R = h(Y^k) + \frac{k}{2} \log \left(\frac{C(k, G)}{D} \right)$$

- [0074]
- [0075] 여기서 $h(Y^k)$ 는 시험 소스(test-source) 벡터 Y^k 의 차등 엔트로피(differential entropy)이다. $C(k, G)$ 는 k 차원 Voronoi-region 모양에 대한 정규화된 관성 모멘트(moment of inertia)이다. 예를 들어, $k=2$ 인 경우, 가장 좋은 격자는 육각의 모양을 갖고, $C(k, G)$ 는 0.08018일 수 있다. 그러므로 각 부호화 방법의 이론상의 R-D 경계(bound)는 $h(Y^k)$ 를 추정함으로써 계산될 수 있다.
- [0076] 본 발명의 일 실시예에 따른 KLT 도메인 적응적 엔트로피 제한적 벡터 양자화 장치(KLT-AECVQ)는, Σ_m 의 시변 고유 벡터(time-varying eigenvector)를 이용하여 입력신호를 KLT 도메인으로 적응적으로 변환할 수 있다. 그리고, 공분산 행렬은 고유값(eigenvalue) 행렬 Λ_m 으로 변화될 수 있다. KLT 도메인 적응적 엔트로피 제한적 벡터 양자화 장치(KLT-AECVQ)에서는 Λ_m 이 사전에 주어지므로, KLT 도메인 신호의 평균 차등 엔트로피(differential entropy)는 수학식 9에 의해 계산될 수 있다.

수학식 9

$$E_m [h(V^k | \Lambda_m)] = \sum_{m=1}^M \alpha_m \left[\frac{1}{2} \log_2 \left((2\pi e)^k \prod_{i=1}^k \lambda_{m,i} \right) \right]$$

[0077]

[0078] 한편, 본 발명의 일 실시예에 따른 KLT 도메인 적응적 엔트로피 제한적 벡터 양자화 장치(KLT-AECVQ)를 포함하여, 입력 신호 도메인 엔트로피 제한적 벡터 양자화 장치(IS-ECVQ), KLT 도메인 엔트로피 제한적 벡터 양자화 장치(KLT-ECVQ) 및 입력 신호 도메인 적응적 엔트로피 제한적 벡터 양자화 장치(IS-AECVQ)의 R-D 특성을 구하기 위해서는 상기 수학식 8에서 $h(Y^k)$ 를 변경하면 된다. 이때, 각 장치에 따른 $h(Y^k)$ 는 하기의 수학식에 의해 각각 얻어질 수 있다.

[0079] 입력 신호 도메인 엔트로피 제한적 벡터 양자화 장치(IS-ECVQ)의 차등 엔트로피, $h(S^k)$ 는 수학식 10 및 11에 의해 계산될 수 있다.

수학식 10

[0080]
$$h(S^k) \approx -\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \log_2 (f_{S^k}(s_n^k))$$

[0081] 여기서 $f_{S^k}(s_n^k)$ 는 하기의 수학식 11과 같고, N과 S_n^k 는 각각 샘플의 개수와 입력 신호의 n번째 샘플을 나타낸다.

수학식 11

[0082]
$$f_{S^k}(s^k) = \sum_{m=1}^M \alpha_m (2\pi)^{-\frac{k}{2}} |\Sigma_m|^{-\frac{1}{2}} e^{-\frac{1}{2} s^{kT} \Sigma_m^{-1} s^k}$$

[0083] 여기서, M, α_m 및 Σ_m 은 mixture의 개수, 가중치 및 공분산 행렬을 나타낸다.

[0084] 또한, KLT 도메인 엔트로피 제한적 벡터 양자화 장치(KLT-ECVQ)의 차등 엔트로피 $h(V^k)$ 는 상기 수학식 10에서 $f_{S^k}(s_n^k)$ 를 $f_{V^k}(v^k)$ 으로 대체하여 계산될 수 있다. 여기서 $f_{V^k}(v^k)$ 는 하기의 수학식에 의해 계산될 수 있다.

수학식 12

[0085]
$$f_{V^k}(v^k) = \sum_{m=1}^M \left[\alpha_m (2\pi)^{-\frac{k}{2}} \prod_{i=1}^k \lambda_{m,i}^{-\frac{1}{2}} \right] e^{-\frac{1}{2} v^{kT} \Lambda_m^{-1} v^k}$$

[0086] 여기서, Λ_m 는 메인(main) 대각선(diagonal)에서 고유값(eigenvalue) $\{\lambda_{m,i}\}$ 를 갖는 m 번째 공분산 행렬이다.

[0087] 입력 신호 도메인 적응적 엔트로피 제한적 벡터 양자화 장치(IS-AECVQ)의 차등 엔트로피는 수학식 13에 의해 계산될 수 있다.

수학식 13

[0088]
$$E_m [h(S^k | \Sigma_m)] = -\sum_{m=1}^M \alpha_m E [\log_2 (f_{S^k|m}(s^k | \Sigma_m))]$$

[0089] 상기 수학식 9 내지 13에 의해 계산된 각 장치의 차등 엔트로피를 이용하여 각 장치의 R-D 성능을 비교한 결과, 도 6과 같다.

[0090] 도 6을 참조하면, 동일한 레이트(rate)를 얻기 위해, 입력 신호 도메인 적응적 엔트로피 제한적 벡터 양자화 장치(IS-AECVQ)와 본 발명에 따른 KLT 도메인 적응적 엔트로피 제한적 벡터 양자화 장치(KLT-AECVQ)가 다른 장치들 보다 더 낮은 왜곡(distortion)을 나타내었다. 즉, 입력 신호 도메인 적응적 엔트로피 제한적 벡터 양자화 장치(IS-AECVQ)와 KLT 도메인 적응적 엔트로피 제한적 벡터 양자화 장치(KLT-AECVQ)가 가장 좋은 R-D 특성을 나타내었다.

- [0091] 도 7은 훈련(training) 신호와 시험(test) 신호가 불일치(mismatch) 하는 경우의 R-D 특성 그래프이다.
- [0092] 본 명세서에서는 훈련(training) 신호와 시험(test) 신호 모두가 가우시안(Gaussian) 확률 밀도 함수(PDF)를 갖는다고 가정하였지만, 실제로, 시험(test) 신호는 가우시안(Gaussian) 확률 밀도 함수(PDF)를 갖지 않을 수도 있다.
- [0093] 그러나, 도 7을 참조하면, 본 발명의 일 실시예에 따른 KLT 도메인 적응적 엔트로피 제한적 벡터 양자화 장치(KLT-AECVQ)에 의하면, 훈련(training) 신호가 가우시안(Gaussian) 확률 밀도 함수(PDF)를 갖는다면, 시험(test) 신호가 가우시안(Gaussian) 확률 밀도 함수(PDF)를 갖지 않아도 R-D 특성에는 변화가 없음을 알 수 있다.
- [0094] 도 8은 본 발명의 일 실시예에 따른 음성신호 양자화 장치의 R-D 성능을 기록한 테이블이다.
- [0095] 도 8을 참조하면, 본 발명의 일 실시예에 따른 KLT 도메인 적응적 엔트로피 제한적 벡터 양자화 장치(KLT-AECVQ) 외에, KLT 도메인 분류 벡터 양자화(CVQ) 장치 및 입력 신호 도메인 적응적 엔트로피 제한적 벡터 양자화 장치(IS-AECVQ) R-D 특성을 기록하였다.
- [0096] 도 6의 그래프는 입력 신호 도메인 적응적 엔트로피 제한적 벡터 양자화 장치(IS-AECVQ)와 KLT 도메인 적응적 엔트로피 제한적 벡터 양자화 장치(KLT-AECVQ) 모두, 선택할 수 있는 코드북의 개수가 무한히 많다고 가정한 결과이지만, 실제로는 코드북의 개수에 제한을 둘 필요가 있다.
- [0097] 도 8을 참조하면, 코드북 클래스(class)의 개수를 증가시킬수록, KLT 도메인 적응적 엔트로피 제한적 벡터 양자화 장치(KLT-AECVQ)는 동일한 SNR을 얻기 위해 더 낮은 레이트(rate)를 필요로 한다. 또한, 32개의 클래스(class)의 KLT 도메인 적응적 엔트로피 제한적 벡터 양자화 장치(KLT-AECVQ)는 무한대의 클래스(class)의 KLT 도메인 적응적 엔트로피 제한적 벡터 양자화 장치(KLT-AECVQ)와 거의 동일한 특성을 보이고 있음을 알 수 있고, 무한대의 클래스(class)의 KLT 도메인 적응적 엔트로피 제한적 벡터 양자화 장치(KLT-AECVQ)의 R-D 특성은 무한대 클래스(class)의 입력 신호 도메인 적응적 엔트로피 제한적 벡터 양자화 장치(IS-AECVQ)의 R-D 특성과 같다. 그러므로, 32개의 클래스(class)의 KLT 도메인 적응적 엔트로피 제한적 벡터 양자화 장치(KLT-AECVQ)는 최적화된 입력 신호 도메인 적응적 엔트로피 제한적 벡터 양자화 장치(IS-AECVQ)의 대안으로 구현될 수 있다.
- [0098] 도 9는 본 발명의 일 실시예에 따른 음성신호에 대한 양자화 방법의 흐름도이다.
- [0099] 도 9를 참조하면, 단계(S600)은 음성신호가 입력되는지 여부를 판단하는 단계이다.
- [0100] 단계(S602)는 상기 단계(S600)에서 입력된 음성신호에 대한 선형 예측 계수를 추정하는 단계이다. 선형 예측 계수는 프레임 단위로 추정된다. 이때, 역 적응 방법(backward adaptive manner)을 이용하여, 이전 프레임에서 양자화된 음성신호에 기초하여 현재 프레임의 선형 예측(Linear Predictive) 계수를 추정할 수 있다.
- [0101] 단계(S604)는 상기 단계(S600)에서 입력된 음성신호의 공분산 행렬 Σ 를 상기 수학식 3을 이용하여 구하는 단계이다.
- [0102] 단계(S606)은 상기 단계(S604)에서 구해진 공분산 행렬 Σ 를 이용하여 입력되는 음성신호에 대한 고유값을 구하고, 구해진 고유값으로 고유 벡터를 구하는 단계이다.
- [0103] 또한, 단계(S606)에서는 산출한 고유값을 이용하여 행렬 Λ 를 구하고, 상기 고유 벡터를 이용하여 고유 벡터 행렬 U 를 구한다. 행렬 Λ 와 고유 벡터 행렬 U 를 구하는 방식은 도 2의 KLT부(200)에서 설명한 바와 같다.
- [0104] 단계(S608)에서 고유 벡터 행렬 U 를 이용하여 입력되는 음성신호를 KLT 도메인으로 변환할 수 있다.
- [0105] 단계(S610)은 상기 단계(S608)에서 KLT 도메인으로 변환된 음성신호에 대한 코드 벡터 분포의 확률 밀도 함수가 존재하는 영역을 행렬 Λ 를 이용하여 격자 형태 코드북을 형성하고, 음성신호를 코드 벡터로 변환하는 단계이다.
- [0106] 단계(S612)에서, 상기 단계(S610)에서 생성된 격자 형태 코드북에 실려 있는 코드 벡터들과 상기 단계(S608)에서 변환된 음성신호 간의 왜곡값을 상기 수학식 7을 이용하여 산출하고, 상기 왜곡값에 기초하여 최적의 코드 벡터를 선택할 수 있다.
- [0107] 단계(S614)는 상기 단계(S606)에서 산출된 음성신호에 대한 고유값(eigenvalue)에 기초하여 복수의 무손실 코드북에서 최적의 무손실 코드북을 선택하는 단계이다.

- [0108] 단계(S616)는 상기 단계(S612)에서 선택된 코드 벡터를 상기 코드 벡터의 발생 확률에 따라 상기 단계(S614)에서 선택된 코드북을 이용하여 길이가 다른 부호어로 무손실 변환하는 단계이다. 예를 들어, 발생 확률이 큰 심볼에는 짧은 길이의 부호어를 배정하고, 발생 확률이 작은 심볼에는 긴 길이의 부호어를 배정하여, 부호어를 생성할 수 있다.
- [0109] 단계(S618)은 상기 단계(S616)에서 생성된 부호어를 복호기측 양자화부(500)로 전송하는 단계이다.
- [0110] 이후, 단계(S620)에서 복호기측 양자화부(500)는 적응적으로 선택된 무손실 부호화 코드북을 이용하여, 수신한 인덱스에 대응하는 부호어를 특정 코드 벡터에 대응하는 심볼로 역변환 할 수 있다.
- [0111] 마지막으로 단계(S622)에서 상기 단계(S620)에서 역변환 된 심볼을 이산화된 코드 벡터로 출력할 수 있다. 이렇게, 이산화된 코드 벡터는 KLT 변환 되어 있으므로, KLT부(200)에 의해 역KLT 변환된 수 있다. 나아가, 최종적으로 출력될 음성 신호를 얻기 위해 ZIR을 더해준다.
- [0112] 본 발명의 일 실시예에 따른 양자화 장치 및 방법은, 양자화기 출력의 정보량(entropy)을 제한한 엔트로피 제한적 벡터 양자화 장치이기 때문에, 분류 벡터 양자화(CVQ) 장치 및 방법보다 향상된 SNR 및 R-D 특성을 나타낼 수 있다.
- [0113] 또한, 본 발명의 일 실시예에 따른 양자화 장치 및 방법에 의하면, 주관적 음질 평가인 음성 질 지각 평가(perceptual evaluation of speech quality, PESQ) 수치도 향상될 수 있다.
- [0114] 또한, 본 발명의 일 실시예에 따른 양자화 장치 및 방법에 의하면, 비공식적인 듣기 테스트(listening test)에서도 KLT 기반의 CVQ보다 더 향상된 성능을 나타낼 수 있다.
- [0115] 본 발명의 일 실시예는 컴퓨터에 의해 실행되는 프로그램 모듈과 같은 컴퓨터에 의해 실행가능한 명령어를 포함하는 기록 매체의 형태로도 구현될 수 있다. 컴퓨터 판독 가능 매체는 컴퓨터에 의해 액세스될 수 있는 임의의 가용 매체일 수 있고, 휘발성 및 비휘발성 매체, 분리형 및 비분리형 매체를 모두 포함한다. 또한, 컴퓨터 판독 가능 매체는 컴퓨터 저장 매체 및 통신 매체를 모두 포함할 수 있다. 컴퓨터 저장 매체는 컴퓨터 판독가능 명령어, 데이터 구조, 프로그램 모듈 또는 기타 데이터와 같은 정보의 저장을 위한 임의의 방법 또는 기술로 구현된 휘발성 및 비휘발성, 분리형 및 비분리형 매체를 모두 포함한다. 통신 매체는 전형적으로 컴퓨터 판독가능 명령어, 데이터 구조, 프로그램 모듈, 또는 반송파와 같은 변조된 데이터 신호의 기타 데이터, 또는 기타 전송 메커니즘을 포함하며, 임의의 정보 전달 매체를 포함한다.
- [0116] 진술한 본 발명의 설명은 예시를 위한 것이며, 본 발명이 속하는 기술분야의 통상의 지식을 가진 자는 본 발명의 기술적 사상이나 필수적인 특징을 변경하지 않고서 다른 구체적인 형태로 쉽게 변형이 가능하다는 것을 이해할 수 있을 것이다. 그러므로 이상에서 기술한 실시예들은 모든 면에서 예시적인 것이며 한정적이 아닌 것으로 이해해야만 한다. 예를 들어, 단일형으로 설명되어 있는 각 구성 요소는 분산되어 실시될 수도 있으며, 마찬가지로 분산된 것으로 설명되어 있는 구성 요소들도 결합된 형태로 실시될 수 있다.
- [0117] 본 발명의 범위는 상기 상세한 설명보다는 후술하는 특허청구범위에 의하여 나타내어지며, 특허청구범위의 의미 및 범위 그리고 그 균등 개념으로부터 도출되는 모든 변경 또는 변형된 형태가 본 발명의 범위에 포함되는 것으로 해석되어야 한다.

도면의 간단한 설명

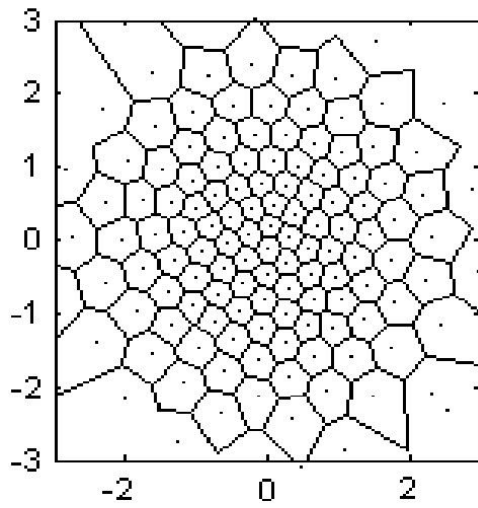
- [0118] 도 1(a)는 잔류 영역(residual domain)에서 CELP 코드북 예의 Voronoi-region 형태를 도시한 도면이고, 도 1(b)는 음성 도메인에서 상당하는 CELP 코드북의 Voronoi-region 형태를 도시한 도면.
- [0119] 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 음성신호에 대한 양자화 장치의 구성도.
- [0120] 도 3은 KLT의 특성을 설명하기 위한 Voronoi-region 형태를 도시한 도면.
- [0121] 도 4는 KLT의 특성을 설명하기 위한 Voronoi-region 형태를 도시한 도면.
- [0122] 도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 양자화 장치에 의한 Voronoi-region 형태를 도시한 도면.
- [0123] 도 6은 본 발명의 일 실시예에 따른 음성신호에 대한 양자화 장치의 R-D 특성 그래프.
- [0124] 도 7은 훈련(training) 신호와 시험(test) 신호가 불일치(mismatch) 하는 경우의 R-D 특성 그래프.

[0125] 도 8은 본 발명의 일 실시예에 따른 음성신호 양자화 장치의 R-D 성능을 기록한 테이블.

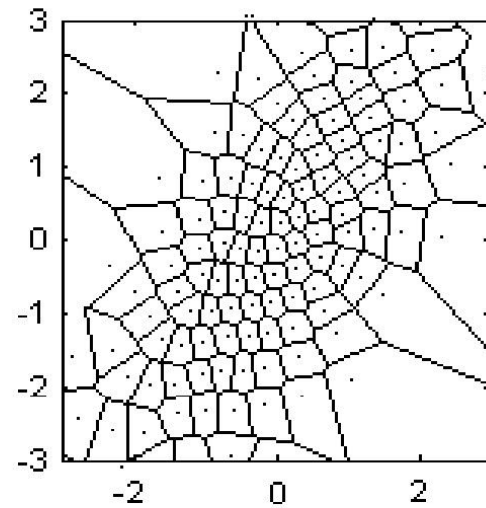
[0126] 도 9는 본 발명의 일 실시예에 따른 음성신호에 대한 양자화 방법의 흐름도.

도면

도면1

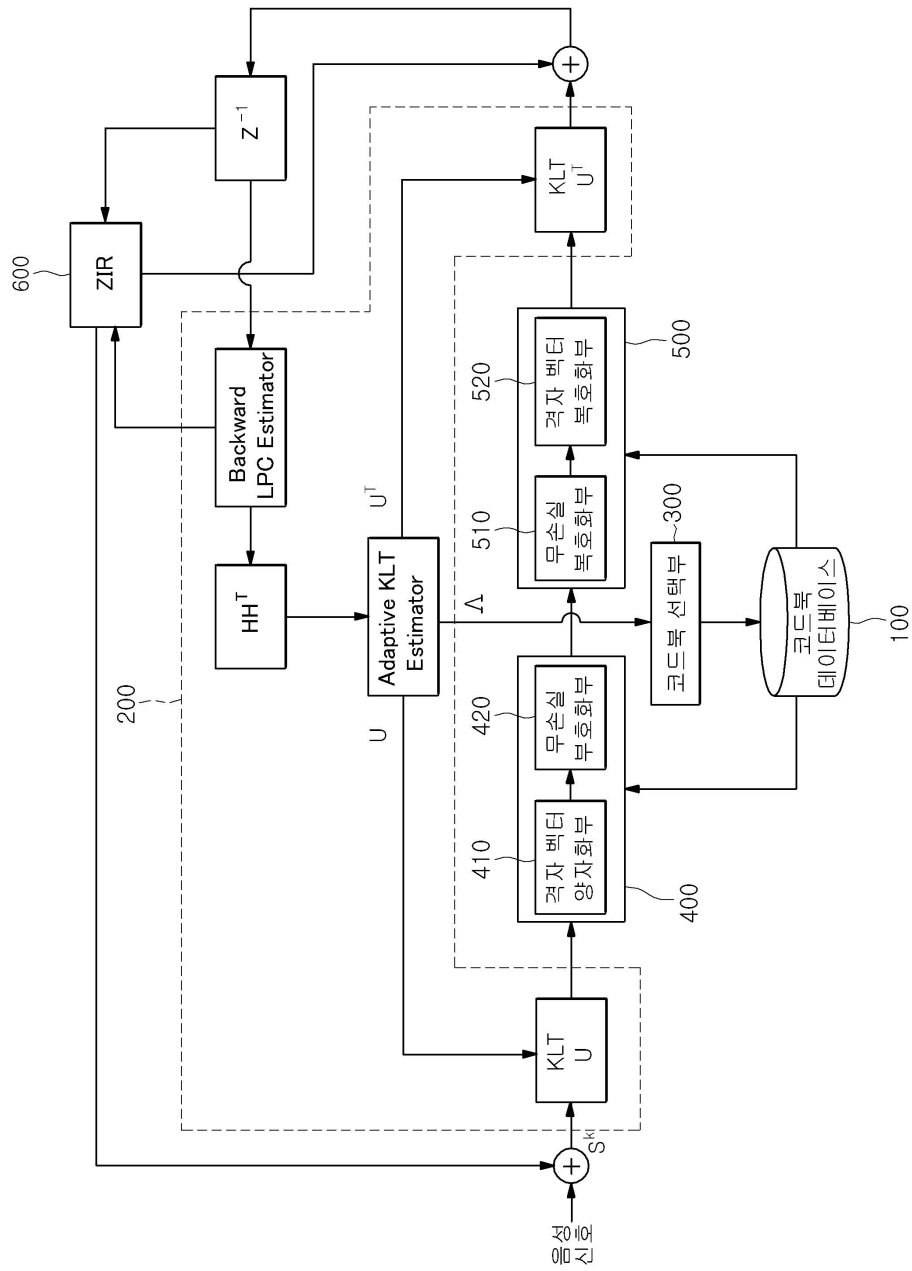


(a)

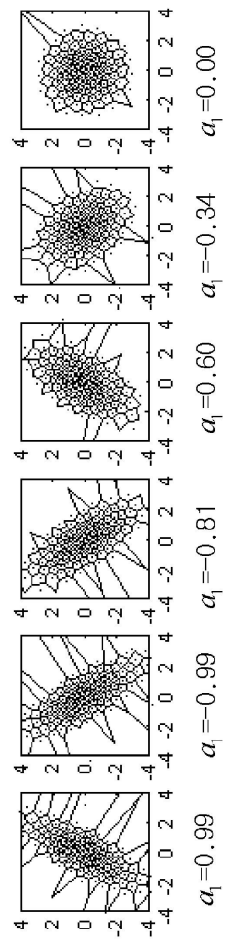


(b)

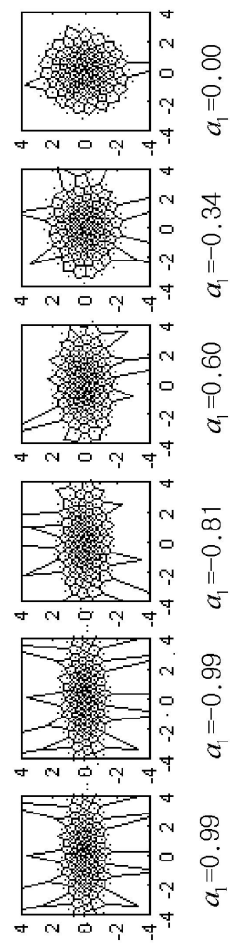
도면2



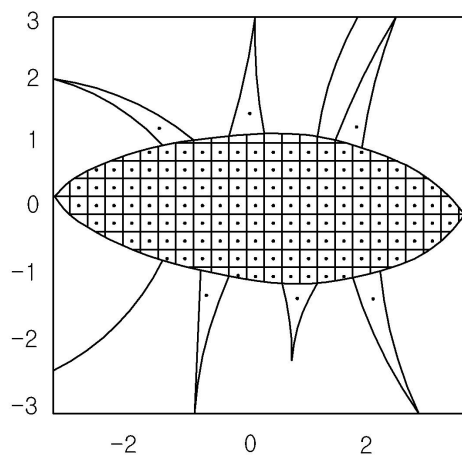
도면3



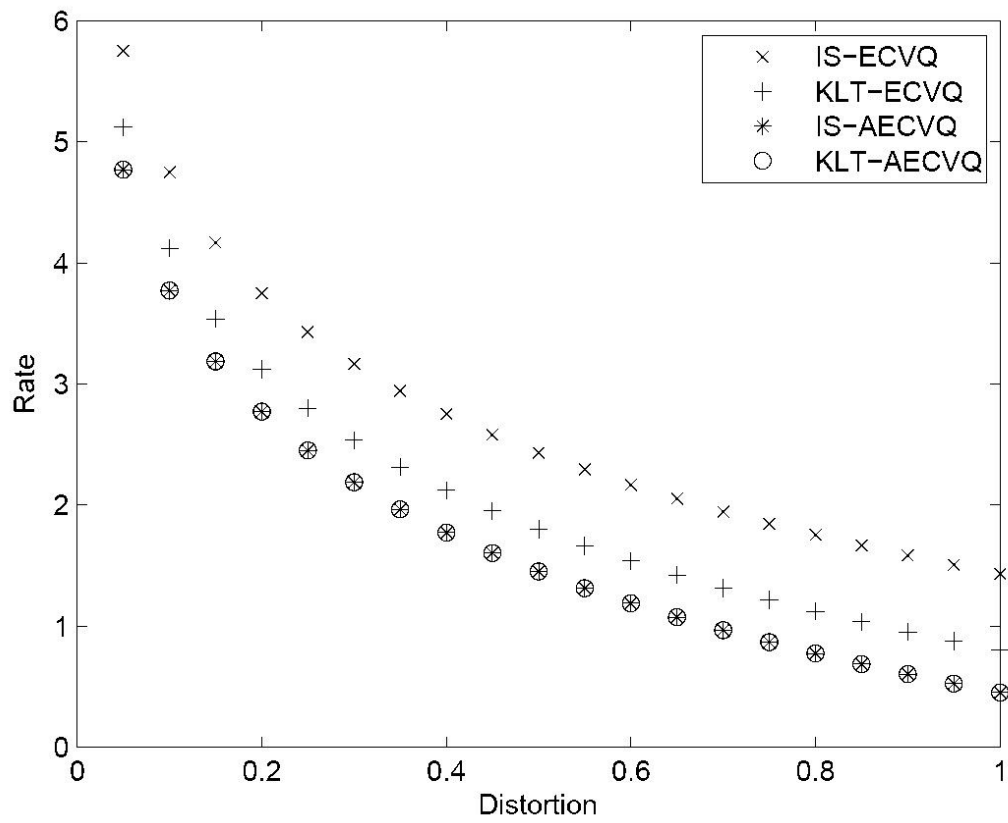
도면4



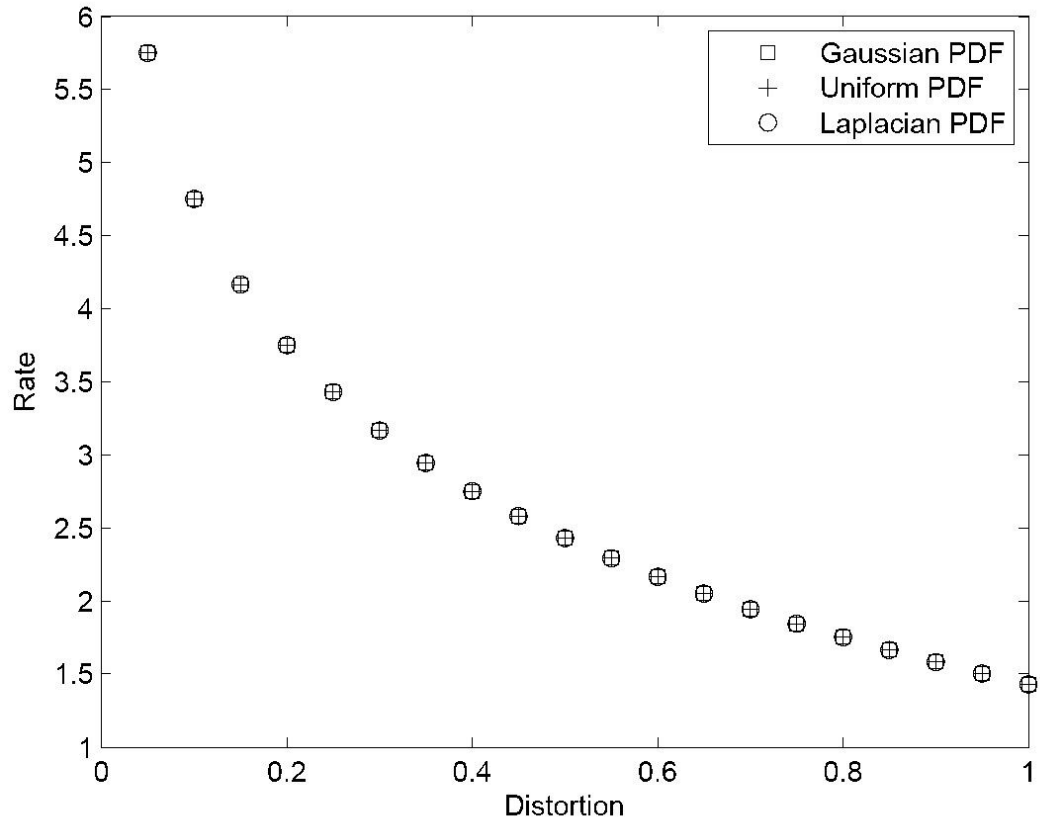
도면5



도면6



도면7



도면8

Coding Methods	KLT-CVQ [1] (32 classes)		KLT-AECVQ (1 class)		KLT-AECVQ (32 classes)		KLT-AECVQ (∞ classes)		IS-AECVQ (∞ classes)	
	Rate	SNR	Rate	SNR	Rate	SNR	Rate	SNR	Rate	SNR
Female	16.00	21.16	16.86	29.10	16.28	29.10	16.23	29.10	16.23	29.10
Male	16.00	19.73	17.62	29.14	16.92	29.14	16.86	29.14	16.86	29.14
Total	16.00	20.45	17.24	29.12	16.60	29.12	16.55	29.12	16.55	29.12

도면9

