

프레임 기반의 효율적인 수중 천이신호 식별을 위한 참조 신호의 벡터 양자화

정희원 임 태 균*, 김 태 환**, 종신회원 배 건 성**°, 황 찬 식**

Vector Quantization of Reference Signals for Efficient Frame-Based Classification of Underwater Transient Signals

Tae Gyun Lim*, Tae Hwan Kim** *Regular Members*,
Keun Sung Bae**°, Chan Sik Hwang** *Lifelong Members*

요 약

프레임 단위로 식별 데이터베이스에 저장된 참조 신호의 특징 벡터와 유사성을 비교하여 입력 신호를 식별하는 경우에, 참조 신호의 특징 벡터로 데이터베이스를 어떻게 구성하는가에 따라 식별 성능은 영향을 받을 수 있다. 즉, 식별 데이터베이스의 구성 방법에 따라 데이터베이스의 크기와 식별을 위한 계산량, 식별 성능 등이 결정되며, 이것은 실제로 수중 천이신호 식별 시스템을 구성할 때 중요한 문제이다. 본 논문에서는 LBG 벡터 양자화 기법을 이용하여 식별 데이터베이스의 크기를 줄여줌으로써 프레임 기반 수중 천이신호 식별 기법의 효율성을 증가시킬 수 있는 방법을 제안하고, 실험을 통하여 제안한 방법의 타당성을 검증하였다.

Key Words : Underwater transient signal classification, MFCC, LBG clustering algorithm, SONAR

ABSTRACT

When we classify underwater transient signals with frame-by-frame decision, a database design method for reference feature vectors influences on the system performance such as size of database, computational burden and recognition rate. In this paper the LBG vector quantization algorithm is applied to reduction of the number of feature vectors for each reference signal for efficient classification of underwater transient signals. Experimental results have shown that drastic reduction of the database size can be achieved while maintaining the classification performance by using the LBG vector quantization.

I. 서 론

수중음향신호처리 분야에서는 수중 환경에서 발생하는 돌고래와 같은 해양 생물이 내는 천이신호와 선박, 잠수함 등에서 발생하는 인위적인 천이신호를 탐지하고 식별하기 위한 연구가 활발하게 이루어지고 있다^[1-5]. 그러나 일반적으로 천이신호는 수 십 밀리 초에서 수 초에 이르는 짧은 지속성과

비정제성(non-stationary) 등의 성질로 인하여 식별에 많은 어려움이 있다.

수중 천이신호를 식별하기 위하여 프레임 단위로 데이터베이스의 참조 신호와의 유사성을 기반으로 입력 신호를 식별하는 기법^{[3][4]}에서 식별 성능은 잡음 제거 기법, 특징 벡터, 식별 알고리즘, 데이터베이스 구성 방법 등의 영향을 받는다. 특히 데이터베이스 구성 방법에 따라 데이터베이스의 크기와 식

※ 본 연구는 방위사업청과 국방과학연구소의 지원으로 수행되었으며, 이에 대해 깊이 감사를 드립니다. (계약번호UD070054AD)

* 삼성전자, **경북대학교 전자전기컴퓨터학부(ksbae@mirbbs.knu.ac.kr, taegyunlim@gmail.com)(° : 교신저자)

논문번호 : KICS2008-08-336, 접수일자 : 2008년 8월 6일, 최종논문접수일자 : 2009년 1월 5일

별과정에서 유사성을 측정하기 위한 계산량이 결정된다. 이는 실제로 수중 천이신호 식별 시스템을 구성할 때 중요한 문제이며, 이를 해결하기 위하여 데이터 분류 알고리즘을 적용할 수 있다.

데이터를 분류하는 기법 중에서 비모수적 기법으로는 k -means 알고리즘, 이진 분할 알고리즘, LBG 분류 알고리즘 등이 있다. 특히 LBG 분류 알고리즘은 Y. Linde, A. Buzo, R. Gray가 개발한 것으로, k -means 알고리즘이 초기 중심 값의 선택에 민감하고 계산량이 많다는 단점과 이진 분할 알고리즘의 부분 최적화 단점을 개선하기 위하여 k -means 알고리즘과 이진 분할 알고리즘을 결합한 알고리즘이다[6]. 따라서 LBG 분류 알고리즘을 이용할 경우 k -means 알고리즘 보다 효율적으로 분류된 데이터, 즉, 코드북(codebook)을 만들어 낼 수 있다.

본 논문에서는 데이터베이스의 특징 벡터와의 유사성을 프레임 단위로 계산하여 수중 천이신호를 식별하는 시스템에서 LBG 분류 알고리즘을 이용하여 데이터베이스를 구성하는 방법을 제안한다. 각 클래스의 특징 벡터들은 LBG 분류 알고리즘에 의하여 k 개의 클러스터들로 분류되고, 각 클러스터의 중심 벡터는 그 클래스의 고유 특징을 잘 나타내는 특징 벡터로 선택되어 데이터베이스에 저장된다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 LBG 분류 알고리즘에 관하여 설명하고, III장에서는 제안한 LBG 분류 알고리즘을 이용한 데이터베이스 구성 방법에 관하여 설명한다. IV장에서는 제안한 알고리즘을 이용하여 구성된 데이터베이스를 기반으로 수중 천이신호의 식별 결과를 제시하고, V장에서 결론을 맺는다.

II. LBG 분류 알고리즘

LBG 분류 알고리즘[6]은 k -means 알고리즘과 이진 분할 알고리즘을 결합한 것으로, k -means를 통하여 클러스터들을 찾고 임의의 두 클러스터의 중심을 연결하여 이 직선을 수직 이등분하는 선분을 최적의 경계로 선택하고, 각 클러스터의 중심에서 가장 가까운 모든 점들을 해당 클러스터에 포함시킨다. 그러나 각각의 클러스터들은 국소적인 최적이므로 몇몇 데이터들은 실제 할당된 클러스터의 중심보다 다른 클러스터의 중심에 더 가까울 수도 있다.

LBG 분류 알고리즘에 의하여 분류되는 클러스터의 수는 종료 조건인 식 (1)에 의하여 결정되며, 총

왜곡(distortion)의 변화율 ΔD 가 특정 문턱치(threshold)보다 작아질 때까지 클러스터의 수를 증가시키면서 반복 수행된다. 따라서 최적의 클러스터 개수로 데이터를 분류하기 위한 문턱치의 조정은 데이터 분류의 성능을 결정하는 중요한 요소이다.

$$\Delta D = \frac{D_{\text{ptd}} - D_{\text{ctd}}}{D_{\text{ptd}}} < \text{Threshold} \quad (1)$$

여기서 ptd와 ctd는 각각 이전의 총 왜곡과 현재의 총 왜곡을 나타내며, 총 왜곡 D 는 식 (2)와 같다.

$$D = \sum_{n=1}^N d(x_n, y_{i(n)}) \quad (2)$$

여기서 만약 $i(n) = k$ 이고 $x_n \in X_k$ 이라면, y_i 는 i 번째 클러스터 X_i 의 중심이 된다. $d(a, b)$ 는 a 와 b 사이의 왜곡 값을 나타내며, N 은 분류하고자하는 데이터의 수이다.

III. 제안한 LBG 분류 알고리즘을 이용한 데이터베이스 구성 방법

프레임 기반으로 식별 데이터베이스의 참조 신호와의 유사성을 계산하여 천이신호를 식별하는 기법에서 새롭게 입력되는 특징 벡터들은 데이터베이스에 지속적으로 추가시켜 주어야 한다. 만약 새로 입력되는 특징 벡터를 그대로 식별 데이터베이스에 저장시킨다면 추후 식별 데이터베이스가 방해되는 문제점이 있으므로, 식별 데이터베이스를 효율적으로 구성하는 방법이 필요하다. 이를 위해 본 논문에서는 LBG 분류 알고리즘을 적용한다. 참조 신호들의 모든 특징 벡터들을 대상으로 LBG 분류 알고리즘을 수행하여 k 개의 클러스터로 분류하고, 각 클러스터의 중심 벡터들을 식별 데이터베이스에 저장한다. 각 클러스터의 중심 벡터들은 해당 클러스터들을 대표하는 벡터이므로, LBG 분류 알고리즘을 이용하여 각 클래스의 특징을 잘 나타내는 특징 벡터들을 생성하여 식별 데이터베이스에 저장함으로써 식별 데이터베이스의 크기를 줄일 수 있다. LBG 분류 알고리즘을 이용하여 각 참조 신호들의 특징 벡터를 생성하여 식별 데이터베이스를 구성하는 알고리즘의 수행 절차는 다음과 같다.

- ① 참조 신호 R_i 의 모든 특징 벡터 \bar{F}_i 에 대하여 LBG 알고리즘을 수행한다. 여기서 $i = 1, 2, \dots, N$, N 은 데이터베이스의 참조 신호 개수이다.

- ② LBG 알고리즘에 의하여 분류된 k 개 클러스터의 중심 값들 \bar{C}_k 는 참조 신호 R_i 의 특징 벡터로서 데이터베이스에 저장한다.
- ③ 모든 참조 신호에 대하여 단계 1~2를 수행한다.

LBG 분류 알고리즘에 의하여 식별 데이터베이스의 특징 벡터의 수가 줄어들더라도 식별 성능이 떨어진다면 효율성 측면에서 좋은 방법이 아니므로 식(1)의 문턱치를 조정하여 참조 신호들의 특징 벡터 수를 최적으로 만들어주어야 한다. 일반적으로 LBG 분류 알고리즘의 종료 조건으로 총 왜곡의 변화율 ΔD 에 대한 문턱치를 이전의 총 왜곡에 비하여 현재의 총 왜곡이 커지는 지점인 0으로 설정할 수 있지만, 총 왜곡 D 는 클러스터의 수가 증가할수록 반드시 감소하지는 않는다. 이는 LBG 분류 알고리즘의 의하여 데이터들이 국소적인 최적의 분류가 이루어질 수 있기 때문이다. 따라서 본 논문에서는 식별 데이터베이스 구성을 위하여 적용한 LBG 분류 알고리즘의 종료 조건을 총 왜곡의 변화율 ΔD 의 문턱치를 조정하여 결정하지 않고, 총 왜곡 D 의 문턱치를 조정하여 결정하였다. 총 왜곡 D 는 신호나 배경 잡음과 무관하게 정상적인 형태를 가지 않으므로, 총 왜곡에 따른 클러스터의 수에 대한 실험을 통하여 총 왜곡 D 의 문턱치를 설정하였다.

그림 1은 배경잡음으로 프로펠러에 의하여 발생되는 싱잉(singing) 잡음이 부가된 8 종류의 천이신호에 대해 LBG 분류 알고리즘을 이용하여 각 참조 신호들의 12차 MFCC 특징벡터의 총 왜곡에 대한 클러스터 개수를 나타낸 것이다. 여기서 신호의 샘플링 주파수는 32kHz, 양자화 비트수는 16비트, 신호 대 잡음비는 5dB이며, x축은 총 왜곡, y축은 각 참조 신호에 따른 특징 벡터 수를 나타낸다. MFCC

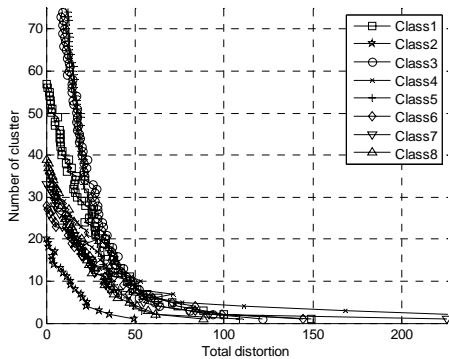


그림 1. 왜곡에 따른 클러스터 개수

는 512샘플 (16ms)의 크기를 갖는 분석 프레임에 Hamming 창 함수를 적용하여 512-point FFT를 구한 후, 멜 필터뱅크와 DCT를 이용하여 구하였다.

Class1 ~ Class8은 식별 실험에 사용한 천이신호의 종류를 나타내는 것으로 범고래1, 참고래1, 귀신고래1, 해치(hatch)의 작은 스킵(squeak)1, 흑등고래1, 금속 해치 단침1, 잠수함 해치 스킵1, 토피도 발사관1의 신호를 의미한다. 그림 1에서 보면 총 왜곡이 50 정도 까지는 특징 벡터의 수가 빠른 변화율로 줄어들다가 총 왜곡이 50보다 클 때는 특징 벡터의 수가 완만하게 줄어드는 것을 볼 수 있으며, 이를 기반으로 12차 MFCC 특징 벡터에 대한 총 왜곡의 문턱치를 50으로 설정하였다.

IV. 실험 결과 및 고찰

표 1은 실험에 사용한 8 종류의 수중 천이신호를 나타낸 것인데, 클래스 번호 다음에 _1, _2와 같이 붙여진 신호는 서로 다른 여러 개의 동일한 클래스의 천이신호를 의미한다. 수중환경에서의 배경 잡음으로는 싱잉 잡음을 적용하였는데, 신호 대 잡음비를 참조 신호에서는 5dB, 입력 신호에서는 2dB로 서로 다르게 설정하였으며, MFCC 특징벡터는 에너지를 제외한 12차를 사용하였다. 참조 신호는 표 1에 주어진 신호 중에서 클래스1, 클래스2_1, 클래스3_1, 클래스4_1, 클래스5, 클래스6, 클래스7, 클래스8_1로 구성하였다.

표 1. 실험에 사용된 수중 천이신호

클래스	음원 종류
클래스1	범고래1
클래스2_1, 클래스2_2, 클래스2_3	참고래1, 참고래2, 참고래3
클래스3_1, 클래스3_2	귀신고래1, 귀신고래2
클래스4_1, 클래스4_2	해치 스킵 라이트1, 해치 스킵 라이트2
클래스5	흑등고래1
클래스6	금속 해치 단침1
클래스7	잠수함 해치 스킵1
클래스8_1, 클래스8_2, 클래스8_3, 클래스8_4, 클래스8_5, 클래스8_6, 클래스8_7, 클래스8_8, 클래스8_9, 클래스8_10	토피도 발사관1, 토피도 발사관2, 토피도 발사관3, 토피도 발사관4, 토피도 발사관5, 토피도 발사관6, 토피도 발사관7, 토피도 발사관8, 토피도 발사관9, 토피도 발사관10

표 2. 참조 신호들의 MFCC 기반의 특징 벡터 수와 LBG 분류 알고리즘을 이용한 MFCC 기반의 특징 벡터 수

	참조 신호들의 특징 벡터 수	제안한 방법에 의한 참조 신호들의 특징 벡터 수
클래스1	57	8
클래스2_1	20	1
클래스3_1	112	7
클래스4_1	36	8
클래스5	145	4
클래스6	28	6
클래스7	33	6
클래스8_1	39	4

표 2는 검출된 각 참조 신호에서 얻어지는 프레임의 수, 즉, 특징 벡터 수와 제안한 방법에 의하여 생성된 참조 신호들의 특징 벡터 수를 나타낸 것으로, 제안한 방법에 의하여 참조 신호들의 특징 벡터 수가 1/36 ~ 2/9로 줄어들었음을 볼 수 있다. 특히 클래스5인 흑등고래1 신호는 145 프레임에서 4 프레임으로 약 1/36로 특징 벡터의 수가 현저히 줄어들었음을 알 수 있다.

표 3 및 표 4는 각각 기존의 데이터베이스와 제안한 방법에 의한 참조 신호의 데이터베이스를 이용하여 수중 천이신호를 식별한 결과를 나타낸 것이다. 프레임 단위로 판별되는 사상된 프레임 수가 클래스에 따라 약간의 차이를 보이기도 하지만, 입력 신호에 대한 식별 성능은 차이가 없음을 볼 수 있다. 따라서 실험 결과들을 통하여 제안한 방법에 의하여 데이터베이스 내 참조 신호들의 특징 벡터 수는 현저히 줄어들면서 식별 성능은 거의 그대로 유지됨으로써 식별의 효율성이 증가함을 확인할 수 있다.

표 3. 기존의 참조 신호 데이터베이스를 이용한 식별 결과 (특정 클래스로 사상된 프레임 수 / 탐지된 전체 프레임 수)

입력신호 참조신호	클래스2_2	클래스3_2	클래스4_2	클래스8_2	클래스8_6	클래스8_9
클래스1	0/28	0/76	1/24	0/33	0/31	0/37
클래스2_1	26/28	1/76	0/24	0/33	0/31	0/37
클래스3_1	1/28	70/76	3/24	0/33	0/31	0/37
클래스4_1	1/28	0/76	19/24	0/33	1/31	3/37
클래스5	0/28	5/76	0/24	0/33	0/31	0/37
클래스6	0/28	0/76	1/24	0/33	0/31	1/37
클래스7	0/28	0/76	0/24	0/33	0/31	0/37
클래스8_1	0/28	0/76	0/24	33/33	30/31	33/37

표 4. 제안한 방법의 참조 신호 데이터베이스를 이용한 식별 결과 (특정 클래스로 사상된 프레임 수 / 탐지된 전체 프레임 수)

입력신호 참조신호	클래스2_2	클래스3_2	클래스4_2	클래스8_2	클래스8_6	클래스8_9
클래스1	0/28	0/76	2/24	1/33	0/31	0/37
클래스2_1	24/28	1/76	0/24	0/33	0/31	0/37
클래스3_1	0/28	68/76	1/24	0/33	0/31	0/37
클래스4_1	1/28	1/76	19/24	4/33	3/31	7/37
클래스5	0/28	4/76	0/24	0/33	0/31	0/37
클래스6	2/28	2/76	2/24	0/33	0/31	1/37
클래스7	1/28	0/76	0/24	0/33	0/31	0/37
클래스8_1	0/28	0/76	0/24	28/33	28/31	29/37

V. 결 론

본 논문에서는 수중 천이신호 식별 시스템에서 분류 알고리즘인 LBG 분류 알고리즘을 이용하여 데이터베이스를 구성하는 방법에 대하여 제안하였다. LBG 분류 알고리즘을 이용하여 각 참조 신호들의 모든 특징 벡터들을 총 왜곡에 따른 문턱치를 기준으로 k 개의 클러스터로 분류하고, 각 클러스터의 중심 벡터들을 특징 벡터로 간주하여 해당 참조 신호의 특징 벡터로 데이터베이스에 저장한다. 따라서 참조 신호의 데이터베이스는 LBG 알고리즘에 의하여 크기가 크게 줄어들게 된다. 수중 천이신호에 대한 식별 실험을 통하여 제안한 기법은 식별 성능을 거의 그대로 유지되면서 데이터베이스의 크기를 현저히 줄일 수 있음을 보였다. 앞으로 해양에서 실제로 측정된 수중 천이신호를 대상으로 제안한 알고리즘의 성능을 분석하고, 각 참조 신호마다 최적의 특징 벡터 수를 결정할 수 있는 알고리즘에 관한 연구가 필요할 것으로 생각된다.

참 고 문 헌

- [1] F. S Lu, C. X. Yang, and Pai-Ling Lin, "An improved Wigner distribution based algorithm for signal identification," *UT 2004*, Taipei, Taiwan R. O. C., pp.39-45, 2004.
- [2] Simon Tucker. and Guy J. Brown, "Classification of transient sonar sounds using perceptually motivated features," *IEEE J. Ocean Engineering*, Vol.30, No.3,

pp.588-600, July, 2005.

- [3] 임태균, 배건성, 황찬식, 이형욱, “위그너-빌 분포 함수 기반의 고유치 분해를 이용한 수중 천이 신호 식별”, *한국음향학회논문지*, 26(3), pp.123-128, April, 2007.
- [4] 임태균, 배건성, 황찬식, 이형욱, “MFCC 특징 벡터를 이용한 수중 천이 신호 식별”, *한국통신학회논문지*, 32(8), pp.675-680, August, 2007.
- [5] T. G. Lim, K. S. Bae, and C. S. Hwang, “Classification of underwater transient signals using binary pattern image of MFCC and neural network,” *ITC-CSCC 2007*, Pusan, Korea, Vol.1, pp. 19-20. July, 2007.
- [6] Y. Linde, A. Buzo, and R. Gray, “An algorithm for vector quantizer design,” *IEEE Trans. on Communications*, Vol.28, No.1, pp.84-94, 1980.

임 태 균 (Tae Gyun Lim)

정회원



2001년 2월 경북대학교 전자공학과 졸업
 2003년 2월 경북대학교 전자공학과 석사
 2008년 2월 동대학원 전자공학과 박사
 2008년 3월~현재 삼성전자 <관심분야> 수중음향신호처리, 디지털신호처리, 영상신호처리 등

김 태 환 (Tae Hwan Kim)

정회원



2006년 2월 경북대학교 전자공학과 졸업
 2008년 2월 경북대학교 전자공학과 석사
 2008년 3월~현재 동대학원 전자공학과 박사 과정
 <관심분야> 수중음향신호처리, 디지털신호처리, 음성신호처리, 패턴인식 등

배 건 성 (Keun Sung Bae)

중신회원



1977년 2월 서울대학교 전자공학과 졸업
 1979년 2월 한국과학기술원 전기및전자공학과 석사
 1989년 5월 University of Florida 공학박사
 1979년 3월~현재 경북대학교 전자전기컴퓨터학부 교수

<관심분야> 음성신호처리, 디지털신호처리, 적응필터링, 웨이브렛 변환, 패턴인식, 수중음향신호처리 등

황 찬 식 (Chan Sik Hwang)

중신회원



1977년 2월 서강대학교 전자공학과 졸업
 1979년 2월 한국과학기술원 전기및전자공학과 석사
 1996년 2월 동대학원 전기및전자공학과 박사
 1979년 3월~현재 경북대학교 전자전기컴퓨터학부 교수

<관심분야> 영상신호처리, 수중음향신호처리, 디지털신호처리, 영상통신 등