

논문 2014-51-6-24

DTW를 이용한 SVM 기반 이진트리 구조 설계

(Binary Tree Architecture Design for Support Vector Machine Using Dynamic Time Warping)

강 윤 정*, 이 재 일*, 배 진 호**, 이 승 우***, 이 중 현**

(Youn Joung Kang, Jaeil Lee, Jinho Bae, Seung Woo Lee, and Chong Hyun Lee[©])

요 약

본 논문은 DTW 결과를 이용하여 분류기 구조를 설계하는 알고리즘을 제안한다. 제안된 알고리즘은 다수 클래스의 데이터를 분류하기 위한 SVM 기반 이진트리 구조를 설계하는데 있어 DTW 결과를 이용한다. 각 클래스에 대한 데이터를 DTW의 입력으로 하여 얻어진 결과행렬의 열의 합을 이용하여 계산된 임계치를 기준으로 SVM 기반 이진트리 구조(SVM-BTA)를 설계한다. 제안된 알고리즘의 성능 비교를 위해 데이터베이스와 k-means 알고리즘을 이용한 이진트리 구조의 분류 결과를 비교한다. 분류에 사용된 데이터는 수중과도소음 데이터베이스의 18개 클래스 333개의 데이터이다. 제안된 분류기는 데이터베이스의 체계를 이용한 분류기에 비해 분류성능이 향상되었고, k-means 알고리즘을 이용한 분류기에 비해 비 생물소음의 검출 확률이 향상되었다. 제안된 SVM-BTA는 생물 소음(BO) 68.77%, 기계 소음인 체인(CHAN) 92.86%, 그 외의 기계 소음 및 음향학적 소음, 기타소음의 6종은 100%로 분류한다.

Abstract

In this paper, we propose the classifier structure design algorithm using DTW. Proposed algorithm uses DTW result to design the binary tree architecture based on the SVM which classify the multi-class data. Design the binary tree architecture for Support Vector Machine(SVM-BTA) using the threshold criterion calculated by the sum columns in square matrix which components are the reference data from each class. For comparison the performance of the proposed algorithm, compare the results of classifiers which binary tree structure are designed based on database and k-means algorithm. The data used for classification is 333 signals from 18 classes of underwater transient noise. The proposed classifier has been improved classification performance compared with classifier designed by database system, and probability of detection for non-biological transient signal has improved compare with classifiers using k-means algorithm. The proposed SVM-BTA classified 68.77% of biological sound(BO), 92.86% chain(CHAN) the mechanical sound, and 100% of the 6 kinds of the other classes.

Keywords : Classification, Transient underwater signal, Dynamic time warping(DTW),
Support vector machine with binary tree architecture(SVM-BTA)

* 학생회원, ** 정회원, 제주대학교 해양시스템공학과
(Department of Ocean System Engineering,
Jeju National University)

*** 정회원, 국방과학연구소 소나체계개발단
(Sonar Systems PMO, Agency for Defense Development)

© Corresponding Author(E-mail: chonglee@jejunu.ac.kr)

※ 이 논문은 방위사업청과 국방과학연구소의 지원을
받아 수행된 연구임.(UD130009DD)

접수일자: 2013년11월11일, 수정일자: 2014년04월14일

수정완료: 2014년05월25일

I. 서 론

수중 음향 신호 처리 분야에서 해양 생물 또는 수중 이동체 식별에 관한 연구 등에 패턴 인식 기법을 이용한 연구가 활발히 진행되고 있다^[1]. 수중과도 소음의 탐지 및 분류에 대한 연구는 생태계 보전 및 군사감시 체계에 있어 중요한 역할을 한다. 지금까지의 수중과도

소음에 대한 연구는 생태학적 관점에서의 수중 포유류의 탐지 및 분류^[2] 같은 생태계 보호에 관련된 연구와 군사적 관점에서의 특정 수중 기계소음 탐지 및 분류에 대한 연구가 진행 되었다^[3]. 군사 감시 체계를 위한 수중 소음의 탐지 및 분류는 훈련된 전문가들의 청각 또는 스펙트로그램을 확인하는 과정을 통해 음향 신호의 탐지 및 분류를 수행하는 전통적인 방법을 사용하고 있으나 최근 자동 분류의 필요성이 증대되고 있다^[4]. 군사적인 목적으로 수중과도 소음을 분류하는 경우 수중의 다양한 생물 소음 및 기타 소음에 의해 분류의 정확도가 저하된다. 따라서 수중소음 중 많은 부분을 차지하는 생물 소음을 먼저 분류한 후 군사 감시 체계에 관련된 소음을 분류한다.

군사적으로 수중 과도 소음을 분류할 경우 그 목표가 되는 대상은 비 생물학적인 소음이다. 따라서 수중 소음 중 대부분을 차지하는 생물 소음을 최종적으로 하나의 클래스로 간주하고, 그 외의 기계 소음(3종), 음향장비 소음(2종), 기타 소음(2종)으로 식별한다. 다수의 소음식별에 이용되는 분류기는 이진트리구조에 SVM을 결합한 것으로 이진트리 구조에 따라 분류기의 성능이 상이하다. 이진 트리 구조를 결정하는 방법으로는 데이터베이스의 분류 방식, 각 클래스들 간의 유클리디안 거리 또는 마할라노비스 거리를 이용한다^[5]. 본 논문에서는 다수의 클래스 분류를 위한 이진트리 구조 결정 시 DTW(dynamic time warping) 결과를 이용하여 이진트리 구조를 설계하는 알고리즘을 제안한다. 제안된 알고리즘의 성능 확인을 위해 데이터베이스와 k-means 알고리즘을 이용하여 설계된 이진트리 구조의 분류 결과를 비교한다.

논문의 구성은 다음과 같다. II장에서 분류에 사용될 수중과도 소음의 데이터베이스와 특징벡터 추출에 대해 서술 한 후 이진 분류기인 SVM에 대해 간략히 설명한다. III장에서는 이진트리 구조를 설계하기 위한 알고리즘과 각 알고리즘으로 설계된 이진트리 구조를 설명한다. IV장에서는 III장에서 설계된 이진트리 구조를 이용하여 수중과도 소음의 분류 결과를 비교한다. 마지막으로 V장에서 본 논문을 끝맺는다.

II. 데이터베이스 및 분류기

1. 데이터베이스

표 1. 수중과도 소음 데이터베이스
Table 1. Underwater transient signal database.

		no	데이터 수		
BO	CR	1	SNSH	10	253
	Crustacea	2	SPLB	12	
		3	ATCR	10	
	FS Fishes Sound	4	BGSC	26	
		5	BLDR	14	
		6	BRGR	36	
		7	BRJK	25	
		8	BSTG	22	
		9	CTFS	44	
		10	GRBD	14	
		11	HDDK	40	
MC		MC1	12	TRPD	8
	MC2	13	BUOY	11	11
	MC3	14	CHAN	14	14
AC	AC1	15	PING	12	12
	AC2	16	SONR	2	2
OT	OT1	17	HTVT	20	20
	OT2	18	ICCR	13	13
Total				18종, 333	8종, 333

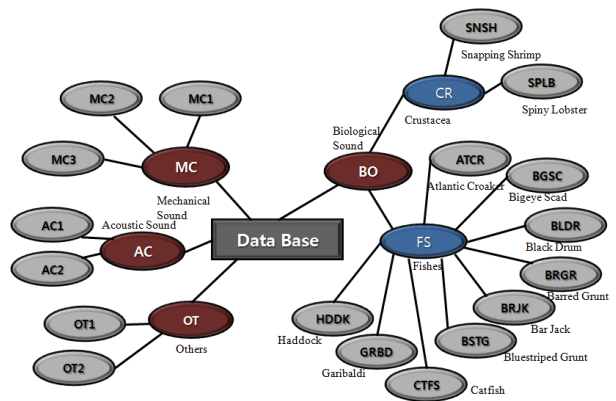


그림 1. 수중과도 소음 데이터베이스 체계
Fig. 1. Database structure of underwater transient signal.

본 논문에서 분류기의 성능을 확인하기 위해 수중 과도소음 데이터베이스 데이터를 이용한다. 실험에 이용된 데이터는 그림 1과 같은 계층적 체계로 분류되어 있으며 표 1과 같이 18종 총 333개의 데이터이다. 데이터는 크게 생물 소음(BO)과 기계 소음(MC), 음향장비 소음(AC), 기타 소음(OT)로 나뉜다. 생물소음의 하위분류로 갑각류(CR)와 어류(FS)가 있고, 그 아래로 각각 2, 9개 총 11개의 생물 소음이 있다. 또한 기계 소음, 음향

장비 소음 그리고 기타 소음은 총 7개의 하위 소음이 있다. 총 18개의 소음이 있으나 본 논문에서는 생물 소음을 하나의 클래스로 하여 총 8개의 소음을 분류하는 실험을 진행한다.

2. 특징 추출

수중에서 발생하는 과도소음의 분류성능은 분류기에 입력되는 특징 벡터의 구성에 따라 다양한 성능 차이가 있다. 수중에서 발생하는 과도소음은 그림 2와 같이 대부분의 에너지가 5kHz 이내에 분포한다. 따라서 모든 주파수에 대해 균일하게 계수를 추출하는 일반적인 캡스트럼 보다는 낮은 주파수에서의 변화에 민감하게 반응하지만, 높은 주파수로 갈수록 민감도가 작아지는 MFCC(mel-frequency cepstral coefficients)를 이용해 특징을 추출한다. MFCC는 음성 인식에 널리 쓰이는 스펙트럼 기반 특징으로 인간의 귀가 저주파 영역에서 민감하고 고주파 영역에서 둔감한 비선형적인 주파수 특성을 이용한다^[6-7]. MFCC는 단구간 신호의 파워스펙트럼을 표현하는 방법 중 하나로 비선형적인 mel스케일의 주파수 도메인에서 로그파워스펙트럼에 코사인변환을 취함으로써 얻을 수 있다. 일반적인 캡스트럼의 경우 주파수 밴드가 균등하게 나누어진 반면 MFCC는 주파수 밴드가 mel스케일에서 균등하게 나누어진다.

본 논문에서는 5.8ms를 한 프레임으로 하고, 50% 오버랩 시켜 각 프레임 마다 12차 MFCC 계수를 계산하

여 특징 벡터로 이용한다.

3. Support vector machine(SVM)

SVM은 벡터 공간에서 임의의 비선형 경계를 찾아 두 개의 집합을 분류하는 알고리즘으로 두 집합의 경계가 되는 공간을 연속적으로 연결하면 하나의 초월 평면이 완성된다. 두개의 집합을 이상적으로 나누는 초월 평면은 무수히 많이 존재할 수 있으나, 두 집합을 나누는 경계의 폭이 가장 큰 초월평면은 수학적으로 하나만 결정되며, SVM은 이러한 최적의 초월 평면을 찾는 알고리즘이다.

데이터가 선형적으로 분리 가능한 집합인 \mathbf{x} 를 분류 색인 $y_i = \pm 1$ 로 분류하는 경우 데이터를 분류하는 최적화된 분류 초월평면은 식(1)과 같다.

$$f(x) = (\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}) - b$$

$$sgn[f(x)] = \begin{cases} +1, & f(x) > 0 \\ -1, & f(x) < 0 \end{cases} \quad (1)$$

이 때 학습 벡터 중 $(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}) - b = 0$ 을 만족하는 x_i 를 지지벡터라 하고, 가중치벡터(\mathbf{w})와 바이어스(b)는 학습에 의해 구해지는 이차 계획법의 해로 구할 수 있다. SVM 알고리즘은 두 집합의 지지 벡터 사이의 거리가 최대가 되는 초월 평면을 찾는 것으로 초월평면의 경계폭이 최대가 되기 위한 조건은 식(2), (3)과 같은 목적함수와 제약함수로 표현된다.

$$\min \left\{ L_p = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_{i=1}^N \zeta_i \right\} \quad (2)$$

$$y_i(\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + b) \leq 1 - \zeta_i, \quad \zeta_i \geq 0 \quad (3)$$

여기서 ζ_i 는 오분류를 일으키는 경우를 고려하는 슬랙변수이다. 상수 C 는 오분류와 성능 간의 상충관계를 나타내는 비용으로 C 값이 커지면 오분류 오차가 감소하는 대신 두 집합을 나누는 경계의 폭이 작아진다. KKT(Karush-Kuhn-Tucker) 조건을 이용하여 최적화하면 식(4)의 가중치벡터를 얻을 수 있다.

$$\mathbf{w} = \sum_{i=1}^m \alpha_i y_i \mathbf{x}_i \quad (4)$$

여기서 α_i 는 실수 성분과 허수 성분이 모두 고려된

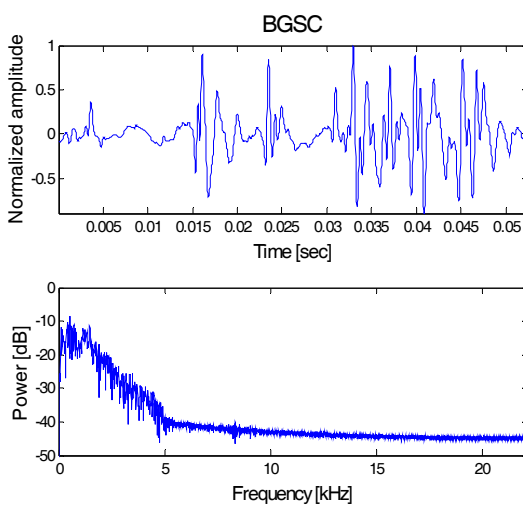


그림 2. BO FS BGSC의 파형과 FFT
Fig. 2. Waveform and FFT of BO FS BGSC.

라그랑제 승수로 $0 < \alpha_i < C$ 를 만족한다^[8].

식(1)과 식(4)에서 초월 평면은 가중치벡터(w)와 바이어스(b)에 의해 결정되고, 가중치벡터는 지지벡터(x_i)에 의해 결정되므로 SVM 분류기의 분류 초평면은 지지벡터에 의해서 결정된다.

SVM 분류기는 기본적으로 두 개의 클래스를 분류하는 분류기이다. 두 개 이상의 클래스를 분류하는 SVM 분류기의 경우 다중클래스 SVM(multi-class SVM)을 이용하여 각각의 클래스를 분류한다. 다중클래스 SVM을 설계하는 경우 모든 클래스를 적용하여 하나의 커다란 최적화 문제를 해결해야 한다. 이는 이론적으로 가능하나 실제적으로는 낮은 분류 성능으로 인해 잘 사용되지 않고, 이를 대체하는 방법으로 다수의 이진 SVM과 결정트리구조를 이용하는 SVM-BTA(support vector machine with binary tree architecture)를 이용한다^[9].

III. 이진트리 구조 설계

이진트리 구조를 구성하는 방법은 설계자에 따라 다양한 설계가 가능하나 주로 데이터베이스의 분류 기준을 이용한다. 또한 데이터 클러스터링을 이용하여 설계할 수 있으며 본 논문에서 제안한 것과 같이 DTW 결과를 이용하여 구조를 설계할 수 있다.

1. DTW를 이용한 SVM-BTA 설계

DTW는 일반적으로 음성 신호와 같은 시계열 신호의 분류에 이용된다. 인식할 단어에 대한 특징을 추출하여 입력신호의 특징 벡터 열과 기준신호의 특징 벡터 열을 DTW 알고리즘을 이용하여 비교하고, 거리가 최소가 되는 기준 열의 클래스를 분류 결과로 결정하는 간단한 분류 알고리즘이다. DTW는 길이가 다른 두 파형의 패턴을 매칭하는 방법으로 인식률이 매우 높아 음성인식 초기에는 널리 사용되었으나 파형의 길이가 증가하면 계산량이 늘어나는 단점이 있다^[10]. 계산량의 단점에도 불구하고 DTW결과인 누적거리의 크기로 길이가 다른 두 신호의 유사성을 판단할 수 있다. 본 논문에서는 DTW의 계산량을 고려하여 분류기에는 사용하지 않고 SVM-BTA를 설계하기 위해 DTW 결과를 이용한다.

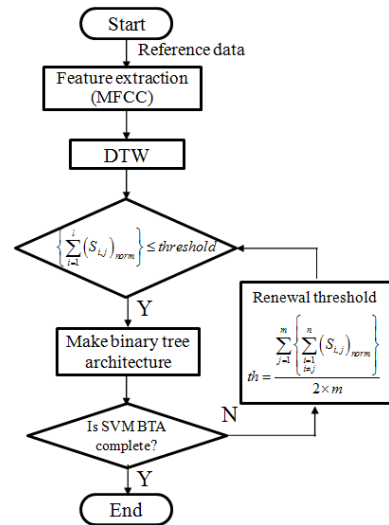


그림 3. DTW 결과를 이용한 이진트리 구조 설계 흐름도
 Fig. 3. Flow chart of binary tree architecture design using DTW result.

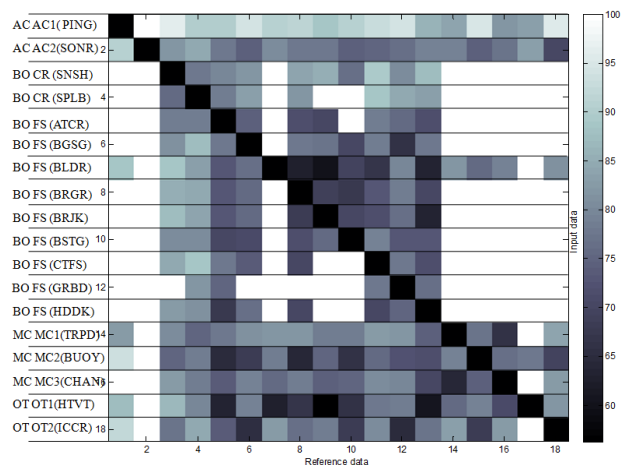


그림 4. 기준신호에 대한 DTW 결과
 Fig. 4. DTW result of reference data.

가. Dynamic time warping(DTW)

길이가 각각 n 과 m 이고, p 차원의 벡터로 이루어진 입력신호 $T = \{t_1, \dots, t_n\}$ 와 기준신호 $R = \{r_1, \dots, r_m\}$, $t_i, r_j \in R^p$ 에 대한 DTW는 $n \times m$ 행렬이 되며, 행렬 요소 (i, j) 는 두 신호 t_i, r_j 의 거리 $D_{i,j}$ 이다. 이때 T 를 R 로 사상 시키는 대응경로는 $w = \{w(1), \dots, w(n)\}$ 로, 여기서 $j = w(i)$, ($i \in [1, n], j \in [1, m]$)는 T 의 i 번째 요소인 t_i 를 R 의 j 번째 요소 r_j 로의 대응을 의미한다. T 의 요소를 모두 R 로 대응 시키는 경우 누적거리 $S_{i,j}$ 는 식(5)의 점화식으로 구할 수 있다.

$$S_{i,j} = D_{i,j} + \min \begin{cases} S_{i-1,j} \\ S_{i-1,j-1} \\ S_{i,j-1} \end{cases}, D_{i,j} = |\mathbf{r}_j - \mathbf{t}_i|^2 \quad (5)$$

DTW를 이용한 분류기는 입력신호에 대해 여러 클래스의 기준신호와 비교하여 계산된 누적거리를 이용하여 최소의 누적거리가 계산되는 기준신호의 클래스로 분류한다^[11]. 본 논문에서는 이진트리 구조 설계를 위해 DTW 결과를 이용하는 데, DTW의 결과인 누적거리가 작으면 유사한 신호이고 크면 유사하지 않은 신호이다.

나. 누적거리 정규화

DTW 알고리즘에서 길이가 다른 두 열을 비교하려면 어느 한 열이 신장되거나 축소되어야 한다^[10]. 따라서 정확한 거리 비교를 위해 식(6)을 이용한 정규화 된 누적거리를 이용한다.

$$(S_{i,j})_{norm} = \frac{S_{i,j}}{\max\{length(\mathbf{r}_j), length(\mathbf{t}_i)\}} \quad (6)$$

여기서 $length(\cdot)$ 는 신호의 길이를 나타낸다. l 개의 데이터에 대한 DTW 결과는 $l \times l$ 정방행렬이 되며, 대각 행렬 요소는 동일한 데이터들의 누적거리로 그 값은 최소가 된다. 행렬 요소 (i,j) 는 j 번째 데이터를 기준신호로 하여 i 번째 데이터와의 정규화 된 누적거리이다.

다. DTW 결과를 이용한 SVM-BTA

본 논문에서 제안한 DTW 알고리즘의 누적거리를 이용한 이진트리 구조 설계의 흐름도는 그림 3과 같다. 각 클래스의 기준신호에 대한 DTW 결과 $(S_{i,j})_{norm}$ 를 이용하여 식(7)에 의해 가지 구조를 결정한다.

$$C_j = \sum_{\substack{i=1 \\ i \neq j}}^n (S_{i,j})_{norm} \leq \frac{\sum_{k=1}^m C_k}{2 \times m} (threshold) \quad (7)$$

여기서 n 은 각 클래스의 데이터 수이고, m 은 클래스의 수이다. 임계치(threshold)는 이진트리 구조를 나눌 때 마다 새로 갱신한다.

그림 4는 18개 클래스의 전체 데이터에 대한 DTW 누적거리 결과를 음영으로 표현한 그림이다. 가로축이 기준데이터의 패턴이고, 세로축이 입력데이터의 패턴이

로 어두울수록 유사성이 높은 패턴이고, 밝을수록 유사성이 떨어지는 패턴이다. 대각선은 각각 자신에 대한 결과로 가장 높은 유사성을 보인다. 그림 3에서 기계 소음(MC), 음향장비 소음(AC), 기타 소음(OT)을 제외한 생물 소음(BO)에 대해 전반적인 유사함을 확인할 수 있다. 그러나 생물 소음 중 BLDR, BRJK, BSTG는 생물 소음에서 유사성이 떨어지는 특징을 확인할 수 있다. 데이터베이스를 이용하여 이진트리 구조를 설계할 경우 생물 소음 중 유사성이 떨어지는 생물 소음에 의해 분류기의 성능이 저하된다. 따라서 본 논문에서는 식(7)에 의한 이진트리 구조 설계를 제한한다. 첫 번째 이진트리 구조에서 식(7)의 임계치에 의해 BLDR, BRJK, BSTG를 제외한 생물 소음과 나머지를 분류하는 이진트리가 설계된다. 그 후 임계치를 갱신하여 새로운 가치를 나누고, 모든 클래스가 나눌 때 까지 반복한다. 단, 이진트리 구조에서 생물 소음에 해당되는 클래스는 최종적으로 생물 소음으로 분류한다. 제안된 알고리즘에 의해 설계된 이진 트리 구조는 그림 5와 같다.

2. 클러스터링 기법을 이용한 SVM-BTA 설계

데이터 클러스터링 기법을 이용하여 DB의 각 클래스에 대한 기준 데이터를 두 개의 클러스터로 분할하여 이진트리 구조를 설계한다. 최종적으로 BO, AC1, AC2, MC1, MC2, MC3, OT1, OT2가 분류될 때 까지 클러스터 분할을 반복하여 이진트리 구조를 완성한다. 데이터 클러스터링은 임의의 초기값에서 유클리디안 거리를 이용하여 데이터를 클러스터링 하는 k-mean 알고리즘을 사용한다. k-means는 초기 중심들의 선택에 민감한 특징을 가지므로^[10] 본 논문에서는 데이터의 1/2, 2/3 지점을 초기중심으로 하여 2개의 클러스터를 나누며 이러한 알고리즘으로 설계된 이진 트리 구조는 그림 6과 같다.

3. 데이터베이스를 이용한 SVM-BTA 설계

II장에서 설명한 수중과도 소음의 데이터베이스 체계를 이용하여 각 소음을 생물 소음(BO)과 기계 소음(MC), 음향장비 소음(AC), 기타 소음(OT)으로 분류 한 후 각각의 하위에서 최종 분류를 한다. 이와 같이 데이터베이스의 분류 기준을 이용하여 이진트리 구조를 설계 한 SVM-BTA는 그림 7과 같다. 데이터베이스의 분류 기준은 수중과도 소음의 유사정도가 아닌 사람의 지각적인 분류 기준에 따른 것으로 이진트리 구조에 적용

할 경우 성능이 저하될 수 있다. 예로 생물 소음 중 BLDR은 생물 소음 보다는 기타소음의 HTVT와 유사한 소음으로 BLDR을 생물 소음에 포함시켜 이진 분류할 경우 분류 성능이 저하된다.

IV. 실험 결과

본 논문에서 제안한 알고리즘은 DTW 결과를 이용하여 이진트리 구조 설계하는 것으로 제안한 알고리즘 검증에 위해 클러스터링 기법의 하나인 k-means 알고리즘을 이용해 설계된 이진트리 구조와 데이터베이스 체계의 분류 기준과의 분류 결과를 비교한다. 이진트리 구조 설계에 대한 성능비교를 위해 3가지 경우의 SVM-BTA를 구성하여 분류결과를 비교한다.

그림 5는 DTW 결과를 이용해 설계한 구조, 그림 6은 k-means 알고리즘을 이용해 설계한 구조, 그림 7은 데이터베이스의 분류 기준으로 설계한 구조로 각각의 SVM-BTA는 이진트리 구조에 따라 필요한 SVM의 개수가 달라진다. DTW 결과를 이용한 구조는 9개, k-means 알고리즘을 이용한 구조는 9개 그리고 DB를 이용해 설계한 SVM-BTA 구조는 7개의 이진 SVM이 사용되었다. 각 SVM-BTA 구조에 의해 식별된 결과는 표 2와 같다. DTW를 이용하여 설계된 SVM-BTA의 생물 소음 식별 확률이 68.77%로 낮으나 그 외의 소음인 비생물학적 소음에 대한 식별 확률은 92% 이상으로 매우 높다. k-means 알고리즘을 이용해 설계된 SVM-BTA는 생물 소음의 식별 확률이 81.03%로 DTW를 이용해 설계된 분류기 보다 높으나 비 생물학적 소음의 식별 확률은 낮다. 특히 BUOY와 CHAN은

표 2. 각 SVM-BTA의 식별확률
Table 2. probability of detection for each SVM-BTA.

	DTW	k-means	DB
BO	68.77	81.03	4.35
PING	100	83.33	66.67
SONR	100	50	100
TRPD	100	100	87.5
BUOY	100	9.09	90.9
CHAN	92.86	7.14	100
HTVT	100	100	100
ICCR	100	100	92.3

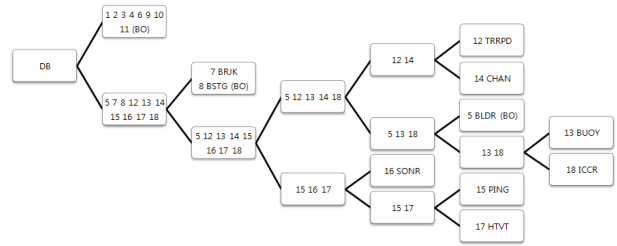


그림 5. DTW 결과를 이용한 SVM-BTA 구조
Fig. 5. SVM-BTA structure using DTW result.

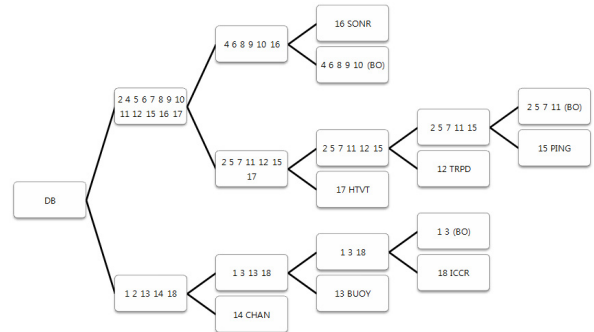


그림 6. k-means 알고리즘을 이용한 SVM-BTA 구조
Fig. 6. SVM-BTA structure using k-means algorithm.

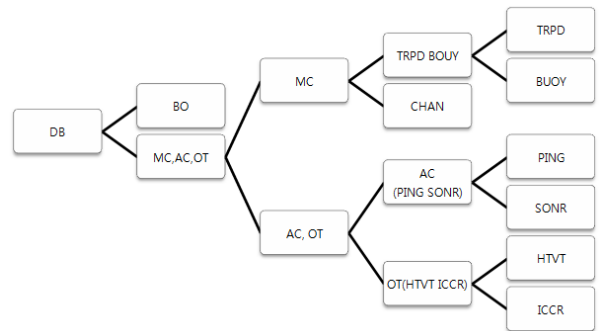


그림 7. DB를 이용한 SVM-BTA 구조
Fig. 7. SVM-BTA structure using DB.

10% 이하이다. DB를 이용해 설계한 SVM-BTA의 식별확률은 생물 소음의 경우 4.35%로 매우 낮고, 비 생물학적 소음 역시 DTW를 이용해 설계한 분류기 보다 대부분 낮다. 이는 DTW를 이용해 설계한 분류기 보다 DB를 이용해 설계한 분류기에 사용된 SVM의 수가 적은 것에 대한 영향이나 그보다 더 큰 이유는 DB를 이용해 설계된 분류기의 첫 번째 가지에서 생물 소음 중 비 생물학적 소음과 유사한 소음에 의해 생물소음과 비 생물학적 소음이 분류되지 않기 때문이다. 예를 들어 BLDR, BRJK, BSTG는 생물 소음이나 생물소음보다는 BUOY, HTVT와 유사한 소음으로 이진 분류 시 분류

기의 성능을 저하시킨다. 이에 대한 해결책으로 본 논문은 생물 소음 중 비 생물 소음에 가까운 소음을 따로 분류하는 DTW를 이용한 이진트리 구조를 제안하였다.

V. 결 론

본 논문에서는 다수의 클래스를 분류하기 위한 분류기 구조 설계 알고리즘을 제안하였다. 다수의 클래스를 분류하기 위해 SVM-BTA를 이용하였고, 이진트리 구조를 설계시 DTW 결과를 이용하는 것을 제안하였다. 제안된 이진트리 구조의 성능 검증을 위해 DB와 k-means 알고리즘을 이용한 이진트리 구조와 분류 결과를 비교하였다. 분류에 이용된 데이터는 18개 클래스, 333개의 데이터로 이루어진 수중과도 소음 데이터베이스이다. DB를 이용한 분류기는 이진트리의 개수는 적으나 생물소음의 검출 확률이 너무 낮다. 이는 첫 번째 가지에서 생물 소음 중 비 생물학적 소음과 유사한 소음에 의해 생물소음과 비 생물학적 소음이 분류되지 않기 때문이다. 이를 해결하기 위해 생물 소음 중 비 생물학적 소음과 유사한 소음을 선정하여 설계하기 위한 DTW를 이용한 이진트리 구조를 제안하였다. 또한 제안된 구조의 성능 평가를 위해 클러스터링을 이용한 구조와 식별 결과를 비교하였다. 클러스터링을 이용한 분류기는 생물 소음의 식별 확률이 81.03%로 높으나 비 생물학적 소음의 검출 확률이 낮다. 제안된 DTW를 이용한 분류기는 생물소음의 검출확률이 클러스터링을 이용한 분류기에 비해 다소 낮으나 비 생물소음의 검출확률이 매우 높아 비 생물 소음을 검출하는 분류기로 적합하다.

REFERENCES

- [1] C. W. Clark, R. Charif, S. Mitchell and J. Colby, "Distribution and behavior of the bowhead whale, *Balaena mysticetus*, based on analysis of acoustic data collected during the 1993 spring migration off Point Barrow, Alaska," Report-International Whaling Commission 46, pp. 541-554, Dublin, Ireland, June 1995.
- [2] S. P. Van IJsselmuiden and S. P. Beerens, "Detection and classification of marine mammals using an LFAS system," Canadian Acoustics, Vol. 32, no. 2, pp. 93-106, June 2004.
- [3] Q. Q. Huynh, L. N. Cooper, N. Intrator and H. Shouval, "Classification of underwater mammals using feature extraction based on time-frequency analysis and BCM theory," IEEE Trans. Signal Processing, Vol. 46, no. 5, pp. 1202-1207, May 1998.
- [4] Y. J. Kang, C. H. Lee, J. Bae, S. Lee, and S. W. Lee, "SVM classifier design using DTW preprocessing," in Proc. of IEEK summer Conf., pp. 556-559, Jeju, Korea, July 2013.
- [5] F. Takahashi and S. Abe, "Decision-tree-based multiclass support vector machines," in Proc. of IEEE Conf. on Neural Information Processing, Vol. 3, pp. 1418-1422, Orchid Country Club, Singapore, November 2002.
- [6] T. G. Lim, I. H. Kim, T. H. Kim, and K. S. Bae, "Frame Based Classification of Underwater Transient Signal Using MFCC Feature Vector and Neural Network," in Proc. of IEEK summer Conf., pp. 883-884, Jeju, Korea, June 2008.
- [7] K. S. R. Murty and B. Yegnanarayana, "Combining evidence from residual phase and MFCC features for speaker recognition," IEEE Signal Processing Letters, Vol. 13, no. 1, pp. 52-55, January 2006.
- [8] M. Martinez-Ramon and C. Christodoulou, Support vector machines for antenna array processing and electromagnetics, Morgan & Claypool, pp. 7-32, 2006.
- [9] S. Cheong, S. H. Oh, and S. Lee, "Support vector machines with binary tree architecture for multi-class classification." Neural Information Processing Letters and Reviews, Vol. 2, no. 3, pp. 47-51, March 2004.
- [10] H. Han, Pattern recognition, *Hanbit Media*, pp. 419-424, 2009.
- [11] J. R. Dellar, J. G. Proakis, and J. H. L. Hanser, Discrete-Time Processing of Speech Signals, Macmillan Publishing Company, pp.1380-1397, 1993.

— 저 자 소 개 —



강 윤 정(학생회원)
2006년 한국과학기술원(KAIST)
전기 및 전자공학과 학사
졸업.
2014년 제주대학교 해양시스템
공학과 석사 졸업.

<주관심분야 : 통계학적 신호처리, 패턴인식, 영
상처리>



이 재 일(학생회원)
2009년 제주대학교 해양산업공학
전공 학사 졸업.
2011년 제주대학교 해양정보
시스템공학과 석사 졸업.
2011년~현재 제주대학교 해양
시스템공학과 박사과정.

<주관심분야 : 통계학적 신호처리, 센서 신호처
리, Parametric Array, 수중통신>



배 진 호(정회원)
1993년 아주대학교 전자공학과
학사 졸업.
1996년 한국과학기술원(KAIST)
정보통신공학과
석사 졸업.
2001년 한국과학기술원(KAIST)
전자전산학과 박사 졸업.

1993년~2002년 (주)대양전기공업 실장.
2002년~2002년 한국과학기술원(KAIST)
BK21 초빙교수.
2006년~2007년 Texas A&M 방문교수.
2002년~현재 제주대학교 해양시스템공학과
부교수.
<주관심분야 : 광신호처리 및 통신, 레이다 및 소
나 신호처리, 항해 시스템>



이 승 우(정회원)
2003년 경북대학교 전자·전기공학부
학사 졸업.
2005년 경북대학교 전자공학과
석사 졸업.
2006년~현재 국방과학연구소
선임연구원.

<주관심분야 : 수중음향 신호처리>



이 종 현(정회원)-교신저자
1985년 한양대학교 전자공학과
학사 졸업.
1987년 Michigan Technological
University 석사 졸업.
2002년 한국과학기술원(KAIST)
전기 및 전자공학과 박사
졸업.

1990년~1995년 한국전자통신연구원 선임연구원.
2000년~2002년 (주)KM Telecom 연구소장.
2003년~2006년 서경대학교 전자공학과 전임강사
2006년~현재 제주대학교 해양시스템공학과
부교수.
<주관심분야 : 통계학적 신호처리, 적응 배열 시
스템, 수중 및 이동 통신, UWB 무선전송기술>