

활어 개체어의 광대역 음향산란신호에 대한 시간-주파수 이미지의 어파인 변환과 주성분 분석을 이용한 어종식별

이대재*

부경대학교 해양생산시스템관리학부

Identification of Fish Species using Affine Transformation and Principal Component Analysis of Time-Frequency Images of Broadband Acoustic Echoes from Individual Live Fish

Dae-Jae Lee*

Division of Marine Production System Management, Pukyong National University, Busan 48513, Korea

Joint time-frequency images of the broadband echo signals of six fish species were obtained using the smoothed pseudo-Wigner-Ville distribution in controlled environments. Affine transformation and principal component analysis were used to obtain eigenimages that provided species-specific acoustic features for each of the six fish species. The echo images of an unknown fish species, acquired in real time and in a fully automated fashion, were identified by finding the smallest Euclidean or Mahalanobis distance between each combination of weight matrices of the test image of the fish species to be identified and of the eigenimage classes of each of six fish species in the training set. The experimental results showed that the Mahalanobis classifier performed better than the Euclidean classifier in identifying both single- and mixed-species groups of all species assessed.

Key words: PCA, Affine transformation, Eigen-images, Mahalanobis classifier, Fish species identification

서 론

해중에 분포하는 어족생물은 어종에 따라 어체 내부조직, 부레 형상, 어체의 형태학적 특징 등이 서로 다르기 때문에 넓은 주파수 대역의 음향펄스신호에 대한 시간 및 주파수 응답이 서로 다른 패턴으로 나타낸다. 따라서, 이와 같은 어종 의존적인 시간-주파수 echo 이미지에 대한 음향학적 특징을 정량적으로 추출하거나, 또는 인공지능망을 이용하여 이들 이미지의 특징 패턴을 비교, 분석하면 어종의 음향학적 식별이 가능하다(Lee et al., 2016; Lee, 2016). 일반적으로 우리나라 주변해역에 있어서는 다수의 어종이 혼획되고 있는 관계로 chirp 어군탐지시스템을 이용하여 수룩한 넓은 주파수 범위의 음향학적 정보를 바탕으로 대상 어종을 식별하기 위해서는 많은 어종에 대한 시간-주파수 echo 이미지에 대한 데이터 베이스 구축이 먼저 선행되어야 한다(Rihaczek, 1968; Shui et al., 2007; Dong and Cui, 2012; Lee, 2015a). 본 연구에서는 이와 같이 구축된 이미지 패

턴을 바탕으로 현장에서 새롭게 탐지되는 미지의 어종에 대한 echo 이미지 패턴과 기존에 구축한 데이터 베이스에 존재하는 여러 어종에 대한 echo 이미지 패턴을 서로 비교, 분석하면, 그 유사성이 가장 높은 어종을 찾아낼 수 있다는 점에 주목하였다. 현재, 각종 이미지 패턴을 식별하거나 분류하는 연구분야에서는 주성분 분석(principal component analysis, PCA)을 통해 학습 및 테스트용 이미지에 대한 고유 이미지(eigen image)를 추출하고, 이들로부터 구한 가중치 행렬 사이의 유사성을 평가하여 목적하는 이미지를 추출해 내는 기법이 널리 활용되고 있다(Rizon et al., 2006; Gautam, 2013). 이 때, 두 이미지 사이의 유사성 판정은 유클리디언 거리(Euclidean distance), 또는 마하라노비스 거리(Mahalanobis distance)를 이용하여 수행한다. 즉, 이들 값이 가장 작은 이미지를 유사 이미지로 판정하는 방식이다(Gupta and Singh, 2013). 그러나, chirp 어군탐지시스템을 이용하여 수룩한 여러 어종에 대한 시간-주파수 echo 이미지 패턴의 경우, chirp echo 펄스신호의 상승부에 대한 고주

<http://dx.doi.org/10.5657/KFAS.2017.0195>



This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0/>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

Korean J Fish Aquat Sci 50(2) 195-206, April 2017

Received 16 January 2017; Revised 20 February 2017; Accepted 20 February 2017

*Corresponding author: Tel: +82. 51. 629. 5889 Fax: +82. 51. 629. 5885

E-mail address: daejael@pknu.ac.kr

파수 영역과 하강부에 대한 저주파수 영역에서는 echo 응답이 매우 미약하여 신호대 잡음비(signal to noise ratio, SNR)가 급속히 저하한다. 따라서, 이들 이미지 영역을 어파인 변형(affine transformation)을 통해 제거한 후, 각 어종에 대한 고유 echo 응답이 나타나는 영역만을 다른 이미지 영역으로 이동시킴으로써 낮은 SNR 영역이 어종식별에 미치는 영향을 억제시킬 필요가 있다(Sijbers et al., 1996; Alonso-Caneiro et al., 2011; Singla and Goyal, 2012).

본 연구에서는 먼저 어파인 변형과 주성분 분석을 통해 구축한 6개 어종에 대한 시간-주파수 echo 이미지 패턴의 데이터 베이스를 바탕으로 유클리디언 및 마하라노비스 거리 식별기(distance classifier)를 각각 구축하였다. 이로부터 각 어종에 대한 이미지 패턴의 유사성을 정량적으로 분석하여 어종의 음향학적 식별을 수행하였다. 또한, 2개의 어종이 혼재하는 경우에 대해서도 식별용 테스트 이미지를 생성하여 본 연구에서 제안한 기법을 적용하여 각 어종을 분리, 식별하였다.

재료 및 방법

어류의 시간-주파수 echo 이미지의 수록과 어파인(affine) 변환

본 연구에서는 실험수조에서 조피볼락, 말쥐치, 고등어, 불볼락, 전어, 부세의 6개 어종, 총 96 개체어를 대상으로 어체 등 방향(dorsal aspect)의 $\pm 25^\circ$ 자세각 범위내에서 약 2.5° 간격으로 각 어종당 320개(16마리 \times 20개)의 chirp echo 신호를 수록하였다(Lee et al., 2016; Lee, 2016). 이들 echo 데이터 중에서 80%는 학습(train) 데이터로서, 또한, 나머지 20%는 테스트(test) 데이터로서 이용하였다. 이 때, 각 어종의 개체어로부터 랜덤하게 256개의 echo 데이터(80%)를 추출하여 SPWVD(smoothed pseudo-Wigner-Ville distribution) 기법에 의한 시간-주파수 이미지를 계산하였다. 그 후, 이렇게 얻어진 각 어종에 대한 256개의 시간-주파수 이미지로부터 평균 시간-주파수 echo 이미지를 추출하고, 이것을 각 어종에 대한 학습용 이미지로서 데이터 베이스에 등록하였다(Shui et al., 2007; Dong and Cui, 2012; Lee, 2015a). 한편, 각 어종에 대한 나머지의 64개 echo 데이터(20%)도 같은 방법으로 평균 시간-주파수 echo 이미지를 작성하고, 이것을 테스트용 이미지로서 등록하였다. 본 연구에서는 Fig. 1에서와 같이 테스트 이미지가 실제 해상에서 실시간으로 수록되는 미지의 어종에 대한 echo 이미지라고 가정된 후, 이들 이미지를 대상으로 주성분 분석을 수행하여 어종의 자동식별연구를 수행하였다. 이 때, 새로운 어종의 시간-주파수 이미지(테스트 이미지)에 대한 고유 이미지는 학습용으로 등록된 이미지들의 주성분 분석을 통해 얻어진 고유벡터(가중치)를 이용하여 생성하였다. 어종의 식별은 이렇게 생성된 미지의 어종에 대한 고유 이미지와 학습용 데이터 베이스에 등록된 6개 어종에 대한 고유 이미지 사이의 유클리디언, 또는 마하라

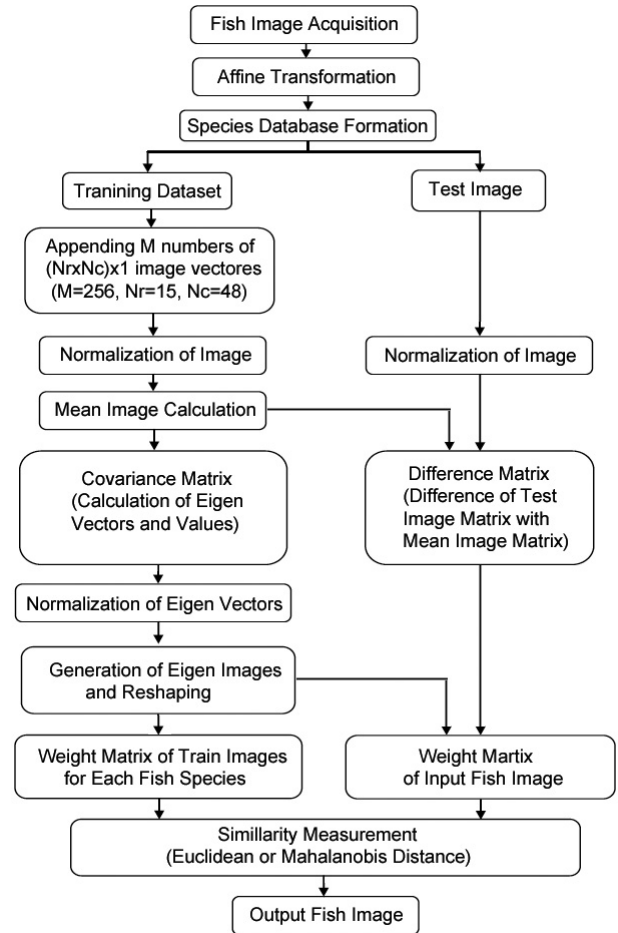


Fig. 1. Flow chart of affine transformation and principal component analysis (PCA) algorithm for fish species identification. The test image was projected into the eigen-image space, and the Euclidean or Mahalanobis distances of the projected test image to the training images were calculated to identify the test image.

노비스 거리를 산출하여 수행하였다. Fig. 1에서와 같이 이들 거리가 가장 작은 어종 조합, 즉 유사도가 가장 높은 어종 조합을 어종식별의 결과로서 출력하였다. 그러나 이 때, 현장에서 수집되는 echo 신호의 SNR이 낮아지면, 시간-주파수 echo 이미지 전반에 걸쳐 잡음 신호가 나타난다. 또한, 어체의 자세변화가 급격하여 echo 신호가 돌발적으로 변동하면, 시간-주파수 echo 이미지의 형상 패턴에 잡음성의 신호가 부가적으로 나타난다(Alonso-Caneiro et al., 2011; Singla and Goyal, 2012). 이 때 문에 이들 echo 이미지를 가장 공통적으로 나타낼 수 있는 각 어종별 평균 시간-주파수 이미지를 추출할 필요가 있다. 따라서, 어종의 식별 정도를 향상시키기 위해서는 어류 echo 신호에 대한 시간-주파수 이미지 영역 중에서 잡음의 영향이 가장 작은 영역만을 추출한 후, 이들 이미지를 대상으로 주성분 분석을 수행

하여 고유벡터 성분을 추출하는 것이 매우 중요하다. 이를 위해 본 연구에서는 각 어류에 대한 시간-주파수 echo 이미지를 (1)식의 어파인 변환기법(affine transformation technique)을 통해 전단변형(shearing transform)시킨 후(Fuh and Maragos, 1991; Semmlow, 2004; Priscilla and Poorna, 2013), echo 이미지 영역만을 크로핑(cropping)하여 잡음영역을 제거하였다.

$$\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} d \cos\theta & -d \sin\theta \\ d \sin\theta & d \cos\theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_n \\ y_n \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} x_c \\ y_c \end{bmatrix} \quad (1)$$

(1)식에서 (x, y) 는 시간-주파수 이미지가 어파인 변환된 점의 좌표, (x_n, y_n) 는 시간-주파수 이미지의 크기와 회전각에 의해 결정되는 점의 좌표, (x_c, y_c) 는 시간-주파수 이미지의 기준좌표(중심점의 좌표)이다. 또한, d 는 이미지 크기를 보상하기 위한 상수이고, θ 는 회전각이다.

일반적으로 얼굴이나 의료 영상과 같은 이미지 분류 및 식별 연구에 있어서는 미리 알고 있는 이미지 데이터 베이스를 구축한 후, 미지의 이미지가 입력되면, 데이터 베이스에 구축되어 있는 이미지 가운데에서 그 유사도가 가장 높은 이미지를 찾아내 그것을 유사한 이미지로 판정하는 기술이 널리 이용되고 있다. 이 때, 이미지 사이의 유사성은 유클리디언, 또는 마하라노비스 거리를 측정하여 판정한다(Gupta and Singh, 2013). 본 연구에서 제안한 Fig. 1의 어종식별기법은 이와 같은 기법을 바탕으로 하고 있다. 다만, 6개의 각 어종에 대한 개체어로부터 수록되는 75×35 픽셀(pixel)의 RGB 이미지는 어파인 변환을 통해 SNR을 개선시킨 후, 그 분해능을 48×15 픽셀의 그레이 이미지로 변환시켜 어종식별에 이용하였다. 이 때, 각 어종으로부터 수록한 광대역 echo 신호에 대한 시간-주파수 이미지는 어파인 변환을 통해 echo 성분이 출현하는 영역에 대한 집중화 작업을 수행하였다. 그 후, 각 어종에 대한 학습용 이미지 데이터 베이스와 테스트용 이미지 데이터 베이스를 각각 구축하였다. 실제에는 학습용과 테스트용으로 등록된 이미지에 대한 가중치 행렬 사이의 거리를 계산한 후, 그 값이 가장 작은 이미지를 유사 이미지로 판정하는 기법을 개발하였다. 일반적인 이미지 식별에 이용되는 유클리디언 식별기는 가중치 행렬에 대한 데이터의 분포특성을 고려하지 않은 상태에서 두 가중치 행렬 데이터 사이의 거리 합을 산출하여 두 이미지 사이의 유사성을 판정한다. 이에 반해 마하라노비스 식별기는 가중치 행렬에 대한 데이터의 변동성을 제거하기 위해 학습용 이미지의 주성분 분석을 통해 얻은 고유치를 이용하여 두 가중치 행렬 데이터 사이의 거리를 정규화하여 얻은 거리 정보를 바탕으로 두 이미지 사이의 유사성을 판정한다. 본 연구에서는 이들 두 식별기의 판정기법에 주목하여 6개 어종으로부터 얻어진 시간-주파수 echo 이미지에 대한 데이터 베이스를 구축하였다. 그 후, 1개의 어종이 단독으로 존재하는 경우와 2개의 어종이 혼재하는 경우를 가정하여 각각의 테스트 이미지를 준비하고, 유클리디언과 마하라노

비스 거리 식별기에 의한 어종의 식별결과를 비교, 분석하였다. 주성분 분석에 의한 어류의 시간-주파수 고유 이미지(eigen image) 추출

본 연구에서는 SPWVD에 의한 어류의 시간-주파수 이미지를 실시간으로 식별하기 위해 PCA와 유클리디언, 또는 마하라노비스 거리 식별기를 결합한 어종식별시스템을 구축하였다. 일반적으로 PCA는 SPWVD에 의해 수집되는 어류의 시간-주파수 영상 데이터의 차원을 감소시킬 수 있고, 유클리디언, 또는 마하라노비스 거리는 각 어종별 시간-주파수 이미지의 유사성을 평가할 수 있는 매우 효과적인 방법이다(Prasad et al., 2011; Abdullah et al., 2012).

광대역 소너 시스템으로부터 수집되는 각 어종별 어류의 echo 신호를 시간-주파수 분석하면, 시간과 주파수 영역에 대한 음향 산란정보를 모두 포함하는 시간-주파수 이미지를 얻을 수 있다. 본 연구에서는 우선 다수의 상업적인 어종을 대상으로 활어 상태의 각 어류로부터 수집되는 시간-주파수 이미지를 목적하는 시간과 주파수 구간이 포함되도록 i (row) \times j (column) 픽셀 사이즈($N=i \times j$)로 이미지 커팅하여 학습 이미지를 생성하였다.

다수의 어종으로부터 수집되는 초음파의 입사각별 어류의 시간-주파수 이미지는 각 어류의 이미지 행렬을 I_i 라 할 때, 이 행렬은

$$I_i = \begin{bmatrix} p_{11} & p_{12} & \cdots & p_{1j} \\ p_{21} & p_{22} & \cdots & p_{2j} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{i1} & p_{i2} & \cdots & p_{ij} \end{bmatrix} \quad (2)$$

이 되고, 각 이미지의 column 벡터 F_i 은

$$F_i = [p_{i1} \ p_{i2} \ \cdots \ p_{ij} \ p_{21} \ p_{22} \ \cdots \ p_{2j} \ \cdots \ p_{i1} \ p_{i2} \ \cdots \ p_{ij}]^T \quad (3)$$

이 된다. 여기서, $[*]^T$ 는 $[*]$ 의 전치행렬이다. 따라서, PCA에 의해 학습되어야 할 어류에 대한 시간-주파수 이미지의 총수를 M 이라 할 때, 이미지 데이터 집합 S 는

$$S = \{F_1, F_2, F_3, \cdots, F_M\} \quad (4)$$

이 된다. 이들 시간-주파수 이미지에 대한 평균 이미지 Ψ 는

$$\Psi = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M F_i \quad (5)$$

이 되고, 각 어류의 시간-주파수 이미지 벡터 F_i 와 그 평균 이미지 벡터 Ψ 사이의 차 Φ_i 와 이것에 대한 새로운 벡터 A 는

$$\Phi_i = F_i - \Psi, \quad i = 1, 2, \cdots, M \quad (6)$$

$$A = [\Phi_1, \Phi_2, \Phi_3, \cdots, \Phi_M]_{N \times M} \quad (7)$$

이 된다. A 의 공분산 행렬 C 는

$$C = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \Phi_i \Phi_i^T = AA^T \quad (8)$$

이 되고, 여기서, A^T 는 A 의 전치행렬이다. 이 공분산 행렬의 크기는 $N \times N$ 이고, 이 행렬에 대한 N 개의 고유치 λ_i 와 고유벡터 u_i 는

$$C u_i = \lambda_i u_i, \quad u_i \neq 0, \quad i = 1, 2, \dots, M \quad (9)$$

의 해를 구함으로써 얻어진다. 고유치는 평균 이미지에 대한 분산의 정도를 나타내고, 이에 대응하는 고유벡터를 종(row)과 횡(column) 방향으로 재배열하면, 시간-주파수 이미지와 닮은 형상의 고유 이미지를 구할 수 있다. 그러나, N 값이 큰 경우, 고유치를 구하는데 매우 긴 시간이 소요되므로, 공분산 행렬 AA^T 와 $A^T A$ 의 관계에 대한 고찰이 필요하다. 이 경우, $A^T A$ 행렬의 크기는 $M \times M$ 로 감소되고, 그 고유치와 고유벡터를 각각 μ_i, v_i 라 하면, 이들 두 행렬 사이에는

$$A^T A v_i = \mu_i v_i, \quad (AA^T)(A v_i) = \mu_i(A v_i), \quad C(A v_i) = \mu_i(A v_i) \quad (10)$$

의 관계가 성립한다. 공분산 행렬 $C = AA^T$ 에 대한 고유벡터는 $A v_i$ 이고, 차원은 N 에서 M 으로 감소되는데, 이 때, 고유치는 μ_i ($\mu_i = \lambda_i$)이 된다. 즉, AA^T 를 이용하여 구한 상위 M 개의 고유치는 $A^T A$ 을 이용하여 구한 고유치와 같다(Slavkovic and Jevtic, 2012). 따라서, 임의의 고유 이미지 u_i 는 학습에 이용한 M 개의 이미지 조합, 즉,

$$u_i = \sum_{k=1}^M v_{ik} \Phi_k, \quad i = 1, 2, \dots, M \quad (11)$$

에 의해 생성할 수 있다. 이와 같이 구한 고유 이미지는 시간-주파수 이미지 공간을 구성하는 벡터 중에서 학습에 사용한 이미지의 공통적인 특징을 가장 잘 나타내는 기저벡터이다. 즉, 각 이미지 벡터와 평균 이미지 벡터의 차분 벡터(difference vector)로서 공분산 행렬의 고유벡터에 해당된다. 공분산 행렬 C 의 고유치는 평균 이미지에 대한 분산의 크기를 나타내는데, 이들 중에서 고유치가 큰 고유벡터들로 이루어진 고유 이미지가 실제의 이미지와 가장 유사한 이미지가 된다(Rizon et al., 2006).

유클리디언 및 마하라노비스 거리 식별기

어종을 식별하기 위해 chirp 어군탐지시스템으로부터 실시간으로 수집되는 어류 echo 신호로부터 학습에 사용할 시간-주파수 이미지와 같은 사이즈의 이미지(F)를 먼저 추출하였다. 그 후, 각 이미지와 평균 이미지와의 차 벡터를 산출하여 정규화 이미지($\Phi = F - \Psi$)를 생성하였다. 이렇게 구한 이미지와 PCA 학습을 통해 산출한 고유 벡터와의 내적을 구한 후, 실시간으로 입력되는 어류에 대한 고유 이미지의 가중치 ω_k 는

$$\omega_k = u_k^T (F - \Psi), \quad k = 1, 2, \dots, M' \quad (12)$$

에 의해 구하였다. 본 연구에서는 고유치가 큰 M' 개($M' < M$)의 성분분에 대해서만 고유벡터로 사용하였다 (Latha et al., 2009). 따라서, 고유벡터 성분, 즉 가중치의 집합 Q^T 는

$$Q^T = [\omega_1, \omega_2, \omega_3, \dots, \omega_{M'}] \quad (13)$$

이 된다. 즉, 미지의 어류에 대한 어종을 식별하기 위하여 먼저 실시간으로 수신되는 echo 신호의 시간-주파수 이미지의 가중치 행렬(weight matrix) Q 를 계산하였다. 그 후, 학습 데이터 셋에 포함되어 있는 k 번째 어종의 echo 신호로부터 추출한 시간-주파수 이미지의 가중치 행렬 Q_k 와의 거리 ε_k 를 계산하였다. 이 때, 학습 데이터 셋에 존재하는 어종에 대한 ε_k 값이 가장 작은 이미지를 입력 이미지와 가장 유사한 어종으로서 식별하였다.

$$\varepsilon_k = \| (Q - Q_k) \| \quad (14)$$

본 연구에서 어종의 유사성 판정에 이용한 유클리디언 거리 ε_{EK} 와 마하라노비스 거리 ε_{MK} 는 각각 (15)식과 (16)식에 의해 계산하였다(Arathi and Govardhan, 2014).

$$\varepsilon_{MK} = \| (Q - Q_k) \| = \sum_{i=1}^K 1/\lambda_i \cdot (w_i - w_i^k)^2 \quad (15)$$

$$\varepsilon_{EK} = \| (Q - Q_k) \| = \sum_{i=1}^K (w_i - w_i^k)^2 \quad (16)$$

한편, 어류 시간-주파수의 이미지는 고유벡터 성분(가중치)의 집합 Q^T 와 고유 이미지 u_i 를 이용하여 다시 생성하였는데, 그 재생 이미지 F' 는

$$F' = \Psi + \sum_{i=1}^{M'} w_i u_i \quad (17)$$

에 의해 구하였다(Rizon et al., 2006).

결과 및 고찰

어류의 chirp echo 신호에 대한 어파인 이미지의 특성

본 연구에서 실험 대상으로 한 6개 어종 중에서 부세의 활어 개체어로부터 수록된 시간-주파수 echo 이미지의 일례는 Fig. 2와 같다. Fig. 2는 어파인 변환기술을 이용하여 잡음성의 echo 응답이 출현하는 이미지 영역을 제거한 후, 어류 echo 응답이 나타나는 시간 및 주파수 범위에 대한 신호 성분만을 추출한 결과이다.

Fig. 2의 (a)는 320개의 시간-주파수 이미지 중에서 무작위로 80% (256개)를 추출하여 작성한 학습용 이미지 데이터 베이스이고, (b)는 그 나머지 20% (64개)로서, 어종식별을 위한 테스트

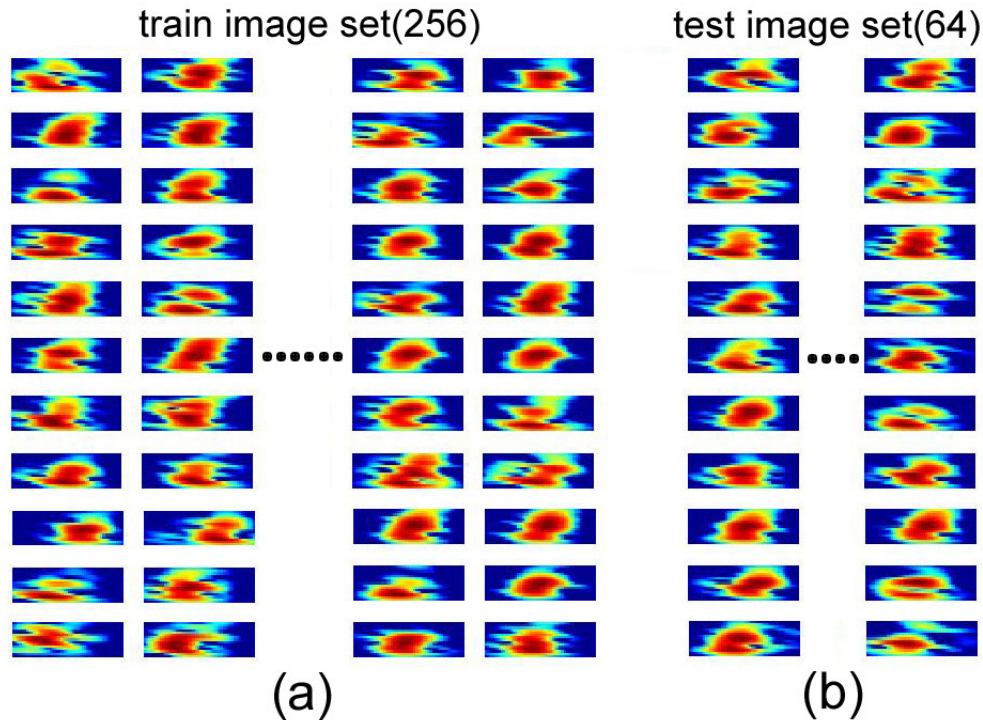


Fig. 2. Training (a) and test data sets (b) for time-frequency images of large yellow croaker *Larimichthys crocea*. In order to improve the identification performance, the image shape was transformed by an affine transformation with a resolution of 48×15 pixel. The images were divided into two groups, a training set consisting of 256 images and 64 test images. All images were selected randomly from the full data set.

트용으로 작성한 데이터 베이스이다. Fig. 2에서 이들 학습용과 테스트용 이미지 데이터 베이스는 분해능이 75×35 픽셀인 원래의 이미지를 65° 의 반시계 방향으로 전단변형시켜 재배열한 후, echo 응답이 집중적으로 나타나는 48×15 픽셀의 영역만을 크로핑하여 구축한 것이다.

본 연구에서 사용한 chirp 어군탐지시스템은 0-0.3 ms의 시간 영역과 85-225 kHz의 주파수 범위에서 선형적인 송수신 응답 특성을 갖도록 설계된 시스템이다. 이 때문에 각 활어 개체에 대한 echo 응답신호가 나타나기 시작되는 초반부의 고주파 영역과 그 응답이 종료되는 중반부의 저주파 영역에서는 잔향신호가 출현하였다. 따라서, 본 연구에서는 이들 SNR이 낮은 잔향성의 echo 신호성분을 Fig. 2에서와 같이 어파인 변환을 통해 완전히 제거한 후, 어종식별에 이용하였다. 특히, Fig. 2는 각 어종의 활어 개체를 MS222로서 마취시킨 상태에서 chirp echo 신호를 수록하였음에도 불구하고 같은 어종(조피볼락)이라도 개체의 미세한 움직임에 따라 각 echo 이미지 패턴은 불규칙하게 변동하였다.

평균 및 고유 이미지의 어종 의존적 특성

본 연구에서 실험에 사용한 조피볼락, 말쥐치, 고등어, 불볼락, 전어, 부세의 시간-주파수 echo 이미지를 분석, 고찰한 결과,

echo 응답이 강하게 출현하는 영역의 위치와 연속성, 범위, 픽셀 값의 변동패턴, 응답레벨이 급격히 약화되는 홀(hole)의 위치 및 윤곽선(contour) 패턴 등의 어종 의존적인 특징이 어종에 따라 서로 다른 경향을 나타내었다. 특히, Fig. 2에 나타난 이미지 패턴 속에 묻혀 있는 어종 의존적인 요소는 각 어종마다 서로 다른 패턴으로 나타났고, 또한, 각 개체에 상호간에도 다양한 변동성이 존재하였기 때문에 어종식별을 위해서는 모든 개체를 대상으로 각 어종을 대표할 수 있는 평균적인 이미지 패턴을 추출한 후, 그 유사성을 비교, 분석할 필요가 있었다(Foote, 1980; Fässler et al., 2009). 따라서, 본 연구에서는 이와 같은 어종 의존적인 특징의 유사성을 비교, 분석할 목적으로 연구 대상으로 한 6개 어종의 각각에 대한 학습용 시간-주파수 echo 이미지를 대상으로 각 어종에 대한 평균 이미지 패턴을 추출하였는데, 그 결과는 Fig. 3과 같다.

Fig. 3은 어종식별 시스템의 SNR을 개선하기 위하여 각 어종의 모든 시간-주파수 이미지를 어파인 변환을 수행한 후, 각 어종의 이미지 패턴을 평균진폭과 표준편차로서 정규화시킨 학습용 시간-주파수 echo 이미지이다. 즉, Fig. 3의 (a)-(f)는 각각 조피볼락, 말쥐치, 고등어, 불볼락, 전어, 부세에 대한 학습용 시간-주파수 echo 이미지이다. 또한, Fig. 3의 정규화시킨 학습용 echo 이미지를 대상으로 평균 이미지 패턴을 구한 결과는 Fig.

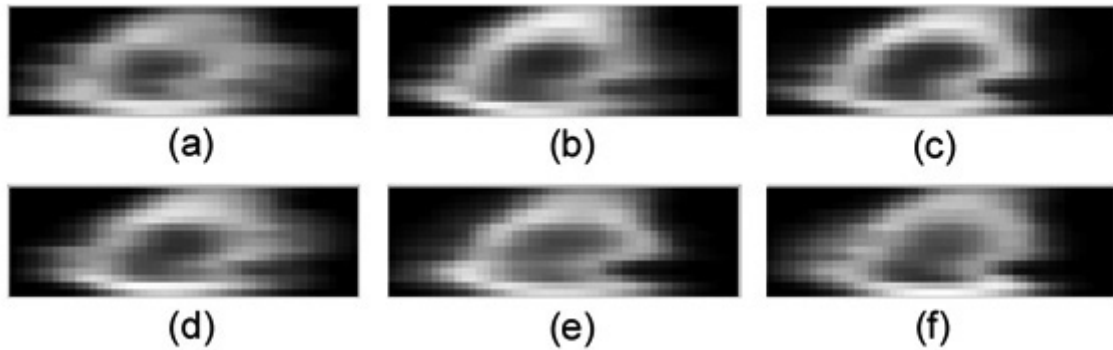


Fig. 3. Normalized training images obtained by averaging 256 training images for each of six fish species. (a) black rockfish *Sebastes schlegeli*, (b) black scraper *Thamnaconus modesutus* [K], (c) chub mackerel *Scomber japonicus*, (d) goldeye rockfish *Sebastes thompsoni*, (e) konoshiro gizzard shad *Konosirus punctatus*, (f) large yellow croaker *Larimichthys crocea*. All color images were converted to grayscale images before processing.

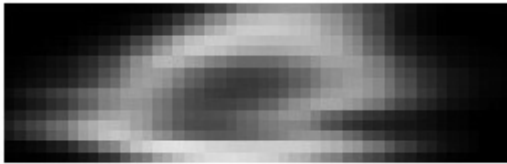


Fig. 4. Mean training image for six fish species of Fig. 3.

4와 같다.

본 연구에서는 Fig. 4에서 얻어진 6개 어종에 대한 평균 시간-주파수 echo 이미지와 테스트 데이터 베이스에 등록되어 있는 식별되어야 할 각 어종에 대한 시간-주파수 echo 이미지와의 차분 이미지를 추출하여 가중치 성분을 구하였다. 이를 위해 먼저 실험에 사용한 조피볼락, 말쥐치, 고등어, 볼볼락, 전어, 부세의 6개 어종으로부터 얻어진 Fig. 2의 720차원(48×15 픽셀)에 대한 시간-주파수 이미지 데이터에 대한 주성분 분석을 수행하였

다. 각 어종의 수에 의해 결정되는 주성분 벡터와 고유 값을 계산하고, 이로부터 얻어진 고유 이미지를 분산이 큰 순서대로 나열한 결과는 Fig. 5와 같다.

Fig. 5에 나타낸 것과 같이 앞쪽의 (a)에 나타낸 분산이 큰 고유 이미지에는 6개 어종의 시간-주파수 echo 이미지들 사이의 공통적인 특징(이미지의 전체적인 윤곽부분)이 강하게 나타나 있다. 반면, 뒤쪽으로 갈수록(b, c, d) 각 어종 자체의 세부적인 특징이 나타나 있고, 더 뒤쪽(e, f)의 고유 이미지에는 거의 잡음 성의 정보만이 나타나 있다. 여기서는 이들 각 어종으로부터 추출한 가중치 성분을 Fig. 5의 고유 이미지에 각각 곱한 후, 이들 이미지를 선형으로 결합시켜 원래의 이미지를 다시 재구성하였다. 특히, 본 연구에서는 학습용 데이터 베이스에 등록되어 있는 모든 어종의 시간-주파수 echo 이미지들로부터 가중치 성분을 각 어종별로 추출하였다. 이 때, 각 어종에 대한 학습용 가중치 행렬은 각 어종에 대한 320개의 시간-주파수 echo 이미지 중에서 무작위로 추출된 256개(80%)에 대한 평균 이미지로부터

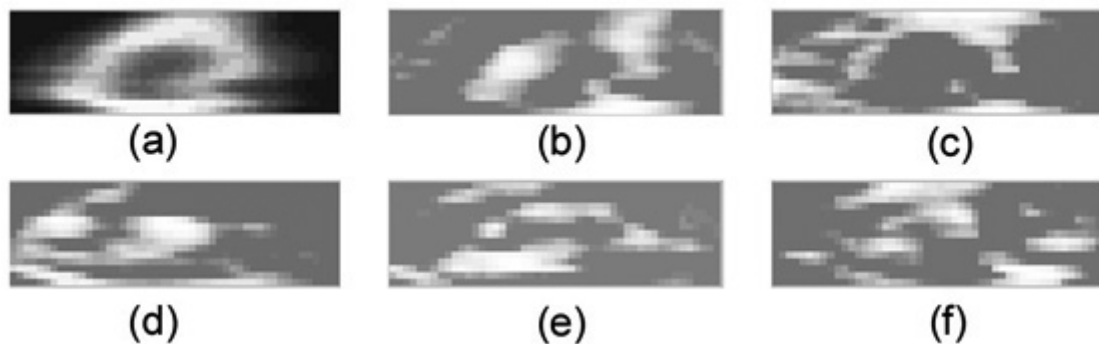


Fig. 5. Eigen images of normalized training images for six fish species. (a) black rockfish *Sebastes schlegeli*, (b) black scraper *Thamnaconus modesutus* [K], (c) chub mackerel *Scomber japonicus*, (d) goldeye rockfish *Sebastes thompsoni*, (e) konoshiro gizzard shad *Konosirus punctatus*, (f) large yellow croaker *Larimichthys crocea*.

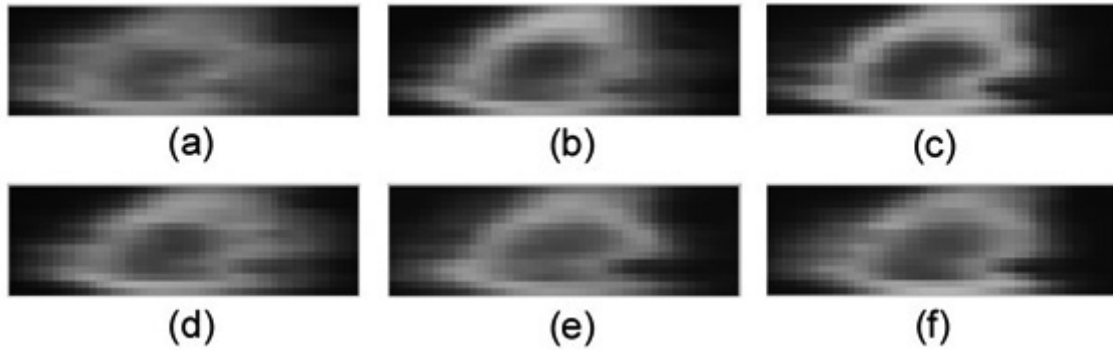


Fig. 6. Normalized test images to be identified. The test images were generated by averaging 64 test images selected randomly from the full data set for each of six fish species. (a) black rockfish *Sebastes schlegeli*, (b) black scraper *Thamnaconus modesutus* [K], (c) chub mackerel *Scomber japonicus*, (d) goldeye rockfish *Sebastes thompsoni*, (e) konoshiro gizzard shad *Konosirus punctatus*, (f) large yellow croaker *Larimichthys crocea*.

얻어진 고유 이미지로부터 추출하였다. 또한, 테스트용 가중치 행렬은 나머지 64개(20%)의 평균 이미지로부터 추출하였는데, 조피볼락, 말쥐치, 고등어, 불볼락, 전어, 부세의 6개 어종에 대한 테스트용 평균 이미지 패턴은 Fig. 6과 같다. Fig. 6의 각 어종에 대한 테스트 이미지 패턴과 Fig. 4의 6개 어종에 대한 평균 이미지 패턴과의 차분 이미지를 추출한 후, 이것과 Fig. 5의 학습용 고유 이미지와의 연산을 통해 테스트용 이미지에 대한 가중치 행렬을 구하였다.

특히, 식별 대상 어종이 6개로서 그 차원이 낮은 관계로 6개 모두의 고유 이미지를 사용하여 식별 대상어종의 가중치 행렬을 추출하였다. 이와 같은 가중치 행렬을 이용하여 어종의 음향학적 식별을 수행하기 위해 본 연구에서는 PCA와 유클리디언, 또한 마하라노비스 거리 식별기를 서로 조합한 어종식별시스템을 구축하였고, 이에 대한 성능평가를 수행하였다. 먼저, 어종의 식별은 테스트용 데이터 베이스에 등록되어 있는 임의의 어종에 대한 가중치 성분행렬을 출력시킨 후, 이것과 학습용 데이터 베이스에 등록되어 있는 6개 어종의 각각에 대한 가중치 성분과의 유사성, 즉, 유클리디언과 마하라노비스 거리를 계산한 후, 이들 거리 값이 가장 작게 나타나는 어종을 새로 입력된 이미지의 어종으로 식별하였다. 여기서, PCA는 echo 이미지를 처리할 때, 데이터의 차원을 축소시키는데 적용되었고, 또한, 이 기법을 통해 얻어진 각 어종의 이미지에 대한 가중치 성분과 식별되어야 할 미지의 어종에 대한 이미지의 가중치 성분 사이의 유사성 판정은 각각 유클리디언과 마하라노비스 거리 식별기를 설계하여 수행하였다.

유클리디언과 마하라노비스 거리 식별기에 의한 어종 식별

각 어종의 시간-주파수 이미지에는 어종 고유의 특징적인 패턴이 내포되어 있다(Jaffe, 2006; Nesse et al., 2009; Stanton et

al., 2010; Lee et al., 2015; Lee 2015a; Lee, 2015b). 이 때, 같은 어종이라도 개체 상호간에는 자세각의 변동, 비만도 등에 따라 서로 다른 유형의 변동특성이 나타나기도 하기 때문에 각 어종을 대표하는 고유의 이미지를 얻기 위해서는 각 이미지 사이에 존재하는 변동성을 제거해야 한다. 본 연구에서는 이와 같이 개체 사이에 나타나는 음향산란의 변동성을 억제하기 위하여 무작위로 추출된 256개의 이미지 전체를 대상으로 평균 이미지 패턴을 추출한 후, 이것을 어종 식별을 위한 학습 이미지의 데이터 베이스에 등록하였다. 이렇게 구축된 각 어종에 대한 학습 이미지 패턴에는 어종의 차이에 기인하는 특징적인 많은 요소들이 내포되어 있는데, 이들 특징인자들의 성분분포는 어종에 따라 서로 다른 양상으로 나타내었다. 또한, 같은 방법으로 각 어종에 대한 64개의 테스트용 이미지에 대해서도 평균적인 이미지를 구하고, 이것을 평가용 이미지로서 데이터 베이스에 등록하였다. 이와 같이 구축된 각 어종에 대한 학습용과 테스트용 이미지에 대한 성분분포의 변동성을 조사해 본 결과, 같은 어종인 경우에는 학습용과 테스트용으로 등록된 두 이미지 패턴의 변동특성이 거의 유사하였고, 서로 다른 어종의 경우에는 그 변동성에 큰 차이를 나타내었다. 본 연구는 이 점에 주목하여 어종 사이의 유사성을 판정하기 위한 평가지표로서 유클리디언과 마하라노비스 거리 식별기를 설계하여 테스트용 이미지에 대한 어종을 분류 및 식별하였다.

유클리디언 거리 식별기에 의한 어종식별

조피볼락, 말쥐치, 고등어, 불볼락, 전어, 부세의 6개 어종으로부터 수록한 시간-주파수 echo 이미지 패턴을 대상으로 주성분 분석을 수행하고, 이로부터 작성된 각 어종에 대한 학습용 및 테스트용 데이터 베이스를 바탕으로 어종 사이의 유사성 지표, 즉, 유클리디언 거리를 구한 결과는 Table 1과 같다. Table 1의 유사성 지표는 테스트용으로 작성된 데이터 베이스로부터 임의의

어종에 대한 고유 이미지의 가중치 행렬을 출력시킨 후, 이것을 학습용 데이터 베이스에 등록되어 있는 각 어종에 대한 고유 이미지의 가중치 행렬과의 비교를 통해 두 이미지 사이의 유클리디언 거리를 계산한 결과이다. 즉, Table 1에 나타낸 유사성 지표에는 각 개체어 사이의 공통적인 특성은 물론 세부적인 차이에 기인하는 모든 음향학적 변동성에 대한 성분들이 내포되어 있다. 이 때문에 식별하고자 하는 어종의 테스트용 고유 이미지의 가중치와 학습용 데이터 베이스에 등록되어 있는 고유 이미지에 대한 가중치 사이의 유클리디언 거리가 각 어종 조합에 따라 매우 불규칙하게 변동하였다.

본 연구에서는 어종 사이의 유사성 비교를 용이하게 수행하기 위하여 각 어종 조합에 대한 유클리디언 거리를 최대치가 1,000이 되도록 정규화하여 서로 비교, 분석하였다. Table 1에서 테스트용 데이터 베이스로부터 조피볼락에 대한 고유 이미지의 가중치 행렬과 학습용 이미지의 데이터 베이스에 등록되어 있는 조피볼락, 말쥐치, 고등어, 불볼락, 전어, 부세에 대한 고유 이미지에 대한 가중치 행렬과의 유클리디언 거리를 계산한 결과, 그 값은 각각 751, 902, 958, 984, 972 및 1,000이었다. 즉, 조피볼락에 대한 유클리디언 거리가 가장 작아 목표어종에 대한 식별이 성공적으로 수행되었다. 또한, 조피볼락의 유클리디언 거리비율은 말쥐치, 고등어, 불볼락, 전어, 부세에 대하여 각각 83.3%, 78.4%, 76.3%, 77.3%, 75.1%이었다. 한편, 같은 방법으로 학습용 데이터 베이스에 등록되어 있는 말쥐치, 고등어, 불볼락, 전어, 부세에 대해서도 유클리디언 거리를 계산한 결과, 말쥐치, 고등어, 불볼락, 전어, 부세에 대한 그 값은 각각 809,

832, 770, 849, 772이었고, 같은 어종 조합에 대한 유클리디언 거리가 가장 작은 값을 나타내었다. 이들의 결과로부터 유클리디언 거리를 어종 식별을 위한 유사성 지표로 활용하는 경우, 그 거리 역치(distance threshold)를 850 정도로 설정하면, 이론적으로 6개의 모든 어종을 모두 식별할 수 있음을 알 수 있었다. 그러나, Table 1에서 알 수 있는 바와 같이 비록 어종의 식별은 성공적으로 수행되었지만, 어종의 유사성 지표가 되는 유클리디언 거리의 차가 매우 작고, 또한, 어종의 식별을 위해 설정해야 할 역치 레벨이 다른 어종에 대한 유클리디언 거리의 약 85% 수준까지 증가하였다. 이와 같이 어종식별의 역치 레벨이 높아지면, SNR이 극히 낮은 어장에서 조업하거나, chirp 어군탐지시스템에 잡음이 혼입할 때, 어종의 식별성능이 급격히 저하할 우려가 있기 때문에 식별성능을 향상시키기 위해서는 식별 역치 레벨을 낮추기 위한 연구가 필요하다.

일반적으로 어떤 물체에 대한 이미지 상호간의 유사성을 평가하는 데 있어서는 같은 물체로부터 얻어진 여러 이미지에 대한 특징을 추출하여 데이터 베이스를 작성하고, 미지의 이미지에서 추출된 특징과 데이터 베이스에 있는 이미지의 특징을 서로 비교하여 가장 유사성이 가장 높은 이미지를 목적하는 물체로 식별 또는 인식하는 기법이 널리 이용되고 있다(Slavkovic and Jevtic, 2012). 이 때, 물체의 인식, 또는 식별하는 데 있어서는 이미지 사이의 공통적인 특징이 주로 이용되고, 이미지 사이의 세부적인 차이를 나타내는 특징은 물체의 식별에 큰 영향을 미치지 아니한다(Bhat and Wani, 2013). 본 연구에서는 이 점에 주목하여 각 개체어로부터 수록한 시간-주파수 echo 이미지의

Table 1. Confusion matrix of normalized Euclidian distance for test echo images of six fish species

Fish Species	Predicated class					
	Black rockfish	Black scraper	Chub mackerel	Goldeye rockfish	K. gizzard shad	L. yellow croaker
Actual class						
Black rockfish	751	902	958	984	972	1000
Black scraper	888	809	875	976	992	1000
Chub mackerel	975	900	832	1000	979	985
Goldeye rockfish	923	989	1000	770	964	932
K. gizzard shad	978	1000	978	965	849	898
L. yellow croaker	961	1000	952	894	866	772

Table 2. Confusion matrix of Mahalanobis distance for test echo images of six fish species

Fish Species	Predicated class					
	Black rockfish	Black scraper	Chub mackerel	Goldeye rockfish	K. gizzard shad	L. yellow croaker
Actual class						
Black rockfish	0.519	1.494	1.375	1.619	1.374	1.539
Black scraper	1.462	0.424	1.423	1.421	1.488	1.403
Chub mackerel	1.597	1.723	0.487	1.628	1.600	1.629
Goldeye rockfish	1.506	1.361	1.594	0.508	1.554	1.389
K. gizzard shad	1.459	1.378	1.421	1.430	0.422	1.423
L. yellow croaker	1.486	1.537	1.391	1.404	1.484	0.447

주성분 분석을 통해 얻어진 고유치(분산)을 이용하여 각 이미지 사이의 세부적인 변동성을 제거한 후, 각 개체어 상호간의 공통적인 특징만을 포함하는 어종 의존적인 고유 이미지를 추출하고, 이로부터 얻어진 마하라노비스 거리를 이용하여 어종의 식별연구를 수행하였다.

마하라노비스 거리 식별기에 의한 어종 식별

조피볼락, 말쥐치, 고등어, 불볼락, 전어, 부세의 6개 어종에 대한 테스트용 이미지의 데이터 베이스로부터 임의의 이미지 패턴을 출력시킨 후, 이것을 학습용 데이터 베이스에 등록되어 있는 각 어종에 대한 이미지 패턴과의 비교를 통해 두 이미지 사이의 유사성 평가, 즉, 마하라노비스 거리를 계산한 결과는 Table 2와 같다. Table 2에 나타난 유사성 지표(similarity metric)는 조피볼락, 말쥐치, 고등어, 불볼락, 전어, 부세 등으로부터 수록한 시간-주파수 이미지에 대한 echo 패턴의 변동성을 고려하기 위해 유클리디언 거리를 주성분 분석에 의한 고유치(분산)로서 정규화하여 얻어진 결과이다. 먼저, 테스트용 이미지의 데이터 베이스로부터 임의로 추출한 어종(조피볼락)에 대한 고유 이미지의 가중치 행렬과 학습용 이미지의 데이터 베이스에 등록되어 있는 조피볼락, 말쥐치, 고등어, 불볼락, 전어, 부세의 각 고유 이미지에 대한 가중치 행렬에 대한 마하라노비스 거리를 계산하였다. 그 결과, 마하라노비스 거리 값은 각각 0.519, 1.494, 1.375, 1.619, 1.374 및 1.539로서, 조피볼락에 대한 값이 가장 작았다. 즉, 조피볼락에 대한 마하라노비스 거리는 말쥐치, 고등어, 불볼락, 전어, 부세에 대한 그 값의 34.7%, 37.8%, 32.1%, 37.8%, 33.7%로서, 이들 어종의 약 1/3 수준을 나타내어 매우 양호한 어종의 식별성능을 나타내었다.

한편, 같은 방법으로 학습용 데이터 베이스에 등록되어 있는 말쥐치, 고등어, 불볼락, 전어, 부세를 대상으로 테스트 데이터 베이스에 저장해 놓은 임의의 어종의 고유 이미지에 대한 가중치 행렬을 출력시켜 같은 어종 상호간의 마하라노비스 거리를 계산하였다. 그 결과, 말쥐치, 고등어, 불볼락, 전어, 부세에 대한 마하라노비스 거리 값은 각각 0.424, 0.487, 0.508, 0.422, 0.447로서, 같은 어종 조합에 대한 마하라노비스 거리 값이 가장 작은 값을 나타내었다. 이들의 결과로부터 마하라노비스 거리를 어종식별을 위한 유사성 지표로 활용하는 경우, 그 거리 역치(distance threshold)를 0.6 정도로 설정하면, 본 연구에서 식별대상으로 설정한 6개의 모든 어종을 성공적으로 식별할 수 있음을 알 수 있었다. 즉, 본 연구에서 어종 식별을 위해 이용한 마하라노비스 거리 식별기는 유클리디언 거리 식별기보다 어종 사이의 유사성을 평가하기 위한 역치 레벨이 매우 낮아 어종을 식별하는데 매우 우수한 성능을 나타내었다, 또한, Table 1과 Table 2에서 알 수 있는 바와 같이 마하라노비스와 유클리디언 식별기의 어종식별을 위한 역치 레벨은 각 어종 조합에 대한 거리 레벨의 약 38%와 약 85%로서, 마하라노비스 거리 식별기가 유클리디언 거리 식별기보다 매우 낮았다. 이와 같은 현상

은 마하라노비스 거리는 (15)식에서 알 수 있는 바와 같이 유클리디언 거리를 각 이미지 패턴의 픽셀성분에 대한 표준편차로서 정규화하여 계산되는 유사성 평가지표이기 때문에 학습용과 테스트용 이미지의 변동성이 유사할수록 마하라노비스 거리가 급격히 저하하는 특성을 나타내었기 때문이다. 그러나, 이와 같은 어종식별기법을 실용화하기 위해서는 무엇보다도 각 어선이 조업하는 해역을 대상으로 여기별로 가장 우세하게 어획되는 어종 조성에 대한 데이터 베이스를 작성해야 한다. 이와 동시에 chirp 어군탐지시스템을 사용하여 다량의 시간-주파수 echo 이미지 패턴을 수집하여 음향 데이터 베이스를 구축할 필요가 있다. 따라서, 현장에서 실시간으로 수집되는 echo 이미지 패턴과 이미 학습용 이미지 데이터 베이스에 등록되어 있는 이미지 패턴 사이의 유사성 평가를 본 연구에서 제안한 마하라노비스 기법을 이용하여 수행하면, 매우 신뢰성이 높은 어종식별성능을 얻을 수 있을 것으로 판단된다.

특히, 마하라노비스 거리에 의한 어종식별기법은 유클리디언 거리를 고유치(표준편차)로서 정규화하고 있기 때문에 어종의 유사성 평가를 위한 거리지표가 표준편차의 몇 배인가로 계산된다. 이 때문에 학습용과 테스트용으로 등록된 이미지가 같은 어종의 경우에는 변동성이 거의 유사하여 마하라노비스 거리가 급격히 감소하는 특성을 나타내었다. 따라서, 마하라노비스 거리 식별기를 이용하면, 각 개체 사이의 세부적인 차이를 나타내는 변동성 성분은 제거되고, 각 개체가 갖는 공통적인 특징 성분, 즉, 각 어종 고유의 시간과 주파수 응답성분만이 존재하기 때문에 이들 공통적인 특징성분의 유사성을 판정하는 것에 의해 어종을 매우 효과적으로 추출해 낼 수 있음을 알 수 있었다. 다만, 복수의 어종이 우세하게 혼획되는 해역에서 이 기법을 적용하여 어종을 식별할 때에는 학습용 데이터 베이스에 등록될 어종 조성과 각 어종별 이미지 패턴에 대한 정보를 보다 다양화할 필요가 있다. 즉, 어장에서 어떤 2개 어종이 가장 우세하게 어획된 경우, 실시간으로 수록된 시간-주파수 echo 이미지 패턴은 이들 2개의 어종 그룹에 의한 echo 이미지 정보이다. 따라서, 주된 어획물의 어종 조성의 비율에 따라 이들 시간-주파수 echo 이미지 패턴을 분류한 후, 이들을 학습용 이미지로 등록해 놓으면, 혼획되는 어종 그룹에 대한 어종의 식별도 가능하다.

마하라노비스 거리 식별기에 의한 혼획어종(mixed species)의 식별

어로현장에서 2개의 어종이 혼재하고 있는 경우, 이들 어종 그룹에 대한 어종식별성능을 평가, 분석하기 위하여 서로 다른 2개의 어종으로 구성된 3개의 어종 그룹에 대한 마하라노비스 거리를 추출한 결과는 Table 3과 같다. Table 3은 고등어와 부세, 조피볼락과 불볼락, 말쥐치와 전어 등으로 구성되는 3개 어종 그룹에 대한 어종의 유사성을 평가한 결과이다. 이들 각 어종 그룹을 구성하는 2개의 어종에 대한 시간-주파수 echo 이미지의 혼합비율은 각각 50%이었다. 즉, 각 어종에 대하여 수록

Table 3. Confusion matrix of Mahalanobis distance for test echo images of different mixed species groups. The test echo image for each mixed species group was extracted by averaging all images included in the test data set consisting of 32 images per species for each of two different species

Fish Species group	Predicated class					
	Black rockfish	Black scraper	Chub mackerel	Goldeye rockfish	K. gizzard shad	L. yellow croaker
Actual class Chub mackerel and L. yellow croaker	1.253	1.252	0.728	1.427	1.339	0.955
Black rockfish and Goldeye rockfish	0.908	1.541	1.522	0.836	1.365	1.408
Black scraper and K. gizzard shad	1.367	0.815	1.229	1.302	0.839	1.263

된 320개의 시간-주파수 echo 이미지 중에서 80%에 해당하는 256개를 무작위로 추출하여 학습용 이미지로 분류하였고, 나머지 64개 중에서 다시 무작위로 32개씩을 추출하여 이것을 각 어종의 테스트용 이미지로 분류하였다. Table 3은 이렇게 무작위로 추출된 각 어종에 대한 테스트 이미지 32개를 각 어종 그룹별로 서로 뒤섞어 64개의 테스트 이미지를 생성하였고, 이것을 테스트 데이터 베이스에 등록하여 유사성 평가를 수행하였다. Table 3에서 알 수 있는 바와 같이 고등어와 부세로 구성되는 어종 그룹에 대한 시간-주파수 echo 이미지 패턴에 대한 고유 이미지의 가중치 행렬과 조피볼락, 말쥐치, 고등어, 볼볼락, 전어, 부세에 대한 학습용 이미지 패턴에 대한 고유 이미지의 가중치 행렬과의 마하라노비스 거리는 각각 1.253, 1.252, 0.728, 1.427, 1.339, 0.955로서, 고등어와 부세에 대한 평가지표 값이 다른 어종에 비해 작게 나타났고, 특히, 고등어의 경우가 가장 작았다. 이 결과로부터 비록 고등어와 부세가 혼재하고 있는 경우에도 이들 어종에 대한 학습용 이미지 데이터 베이스가 구축되어 있으면 해당 어종 그룹의 식별이 가능하다는 것을 나타낸다. 다만, 마하라노비스 거리 값을 평가지표로 하여 어종을 식별할 때, 해당 이미지에 대한 어종의 식별은 가능하지만, 혼재하고 있는 어류의 어종 조성의 비율에 대한 평가는 매우 어렵다. 즉, Table 3에서 고등어와 부세의 시간-주파수 이미지를 50:50으로 뒤섞어 어종을 식별한 경우, 고등어가 부세보다 평가지표 값이 더 작게 나타나 이 어종그룹에 대해서는 고등어가 부세보다 더 우세한 점유 어종임을 암시하고 있기 때문이다. 따라서, 향후 이 문제에 대한 정량적 연구가 필요하다.

한편, 같은 방법으로 학습용 데이터 베이스에 등록되어 있는 조피볼락과 볼볼락, 말쥐치와 전어의 어종그룹을 대상으로 각 어종그룹의 고유 이미지에 대한 가중치 행렬을 출력시켜 조피볼락, 말쥐치, 고등어, 볼볼락, 전어, 부세에 대한 가중치 행렬과의 마하라노비스 거리를 계산하였다. 그 결과, 조피볼락과 볼볼락의 어종 그룹에 대한 평가지표 값은 각각 0.908, 1.541, 1.522, 0.836, 1.365, 1.408이었고, 말쥐치와 전어의 어종 그룹에 대한 평가지표 값은 각각 1.367, 0.815, 1.229, 1.302, 0.839, 1.263이었다.

즉, 어장에서 조피볼락과 볼볼락의 혼재하고 있는 경우, 또한,

말쥐치와 전어가 혼재하고 있는 경우라도 chirp 어군탐지시스템에 의해 수록된 시간-주파수 echo 이미지에 대한 데이터 베이스를 구축한 후, 학습용과 테스트용 이미지의 유사성 평가를 수행하면, 혼재하고 있는 각 어종그룹의 식별이 가능하다는 것을 나타내었다. 이 때, 마하라노비스 거리를 어종그룹의 식별을 위한 유사성 지표로 이용할 때, 그 거리 역치(distance threshold)는 1.0 정도가 적합하고, 이 역치 레벨은 단일 어종에 대한 그 값보다 크게 증가하고 있음을 알 수 있었다.

본 연구에서와 같이 광대역의 주파수 범위에 걸쳐 수집되는 어류에 의한 시간-주파수 이미지로부터 어종 상호간의 이미지 특성의 차이를 식별해 내기 위해서는 무엇보다도 각 어종 고유의 생물학적, 해부 생태학적 특징과 음향산란 응답특성 등을 서로 연관시켜 분석할 필요가 있다. 그러나, 각 어종에 대한 이들 특징요소가 어떤 패턴으로 echo 신호의 생성에 기여하는가를 음향학적으로 규명하는 데에는 많은 어려움이 있다(Jaffe, 2006; Stanton et al., 2010; Lee et al., 2015; Lee 2015a; Lee, 2015b). 즉, 각 어종의 체내조직에 의해 생성되는 다양한 산란 성분은 어류의 자세 변화에 따라 매우 복잡한 보강 및 상쇄간섭을 거치면서 불규칙하게 변동한다. 이 때문에 이들 변동성의 영향을 제거한 후, 어종의 차이에 기인하는 어종 의존적인 이미지 패턴만을 어떻게 추출할 것인가가 본 연구에서 지향하는 목표였다. 이 때문에 시간-주파수 이미지를 어파인 변환을 통해 고분해능의 이미지로 압축하여 SNR이 낮은 이미지 영역을 제거하였다. 그 후, PCA 처리를 통해 학습용으로 분류된 각 어종의 고유 이미지에 대한 가중치 성분(고유 feature 성분)을 추출하여 데이터 베이스를 구축하였다. 이와 같이 구축된 학습용과 테스트용 데이터 베이스에 등록된 어종에 대한 가중치 벡터 사이의 유클리디언 및 마하라노비스 거리를 이용하여 본 연구에서 대상으로 한 6개의 모든 어종을 성공적으로 식별하였다. 다만, 본 연구의 성과는 잘 제어된 실험 환경하에서 마취된 활어 개체로부터 수록된 광대역 echo 응답신호를 대상으로 하고 있기 때문에 실제의 해상에서 수록되는 미지의 어종으로부터의 echo 응답신호 속에 포함되는 어종 의존적인 변동특성을 충분히 반영하고 있지 못한 문제가 있다(Lee et al., 2015; Lee 2015a; Lee, 2015b; Lee et al., 2016; Lee, 2016). 따라서, 향후에는 자연상

태에서 자유 유행하는 어종을 대상으로 현장 실험을 수행하여 이들 어종에 대한 시간-주파수 echo 이미지의 데이터 베이스를 구축할 예정이다. 또한, 이를 위한 어종식별시스템의 새로운 구축을 위해 지금까지의 연구성과를 통해 축적된 하드웨어 및 소프트웨어 시스템 등의 개량화 및 고도화 연구를 수행할 예정이다.

사 사

이 논문은 부경대학교 자율창의학술연구비(2016년)에 의하여 연구되었음.

References

- Abdullah M, Wazzan M and Bo-saeed S. 2012. Optimizing face recognition using PCA. Intern J Artific Intellig Applicat 3, 23-31.
- Alonso-Caneiro D, Read SA and Collins MJ. 2011. Speckle reduction in optical coherence tomography imaging by affine-motion image registration. J Biomed Opt 16, 1-5. <http://dx.doi.org/10.1117/1.3652713>.
- Arathi M and Govardhan A. 2014. Performance of Mahalanobis distance in time series classification using shapelets. Intern J Mach Learn Comput 4, 339-345. <http://dx.doi.org/10.7763/IJMLC.2014.V4.434>.
- Bhat FA and Wani MA. 2013. Improved face recognition algorithm using eigen faces. Internat J Advan Res Comp Sci Softw Engin 3, 824-828.
- Dong Y and Cui Y. 2012. Analysis of a new joint time-frequency distribution of suppressing cross-term. Res J Appl Sci Eng Technol 4, 1580-1584.
- Fässler SMM, Fernandes PG, Semple SIK and Brierley AS. 2009. Depth-dependent swimbladder compression in herring *Clupea haengus* observed using magnetic resonance imaging. J Fish Bio 74, 296-303. <http://dx.doi.org/10.1111/j.1095-8649.2008.02130.x>.
- Foote KG. 1980. Importance of the swimbladder in acoustic scattering by fish: A Comparison of gadoid and mackerel target strengths. J Acoust Soc Am 67, 2084-2089.
- Fuh CS and Maragos P. 1991. Motion displacement estimation using affine model for image matching. Optical Engineering 30, 881-887.
- Gautam S. 2013. Face recognition using eigen faces and dimensionality reduction by PCA. Internat J Emerg Res Manage Technol 2, 21-28.
- Gupta B and Singh AK. 2013. Analyzing face recognition using PCA and comparison between different distance classifier. Internat J Eenin Sci Res Technol 2, 683-686.
- Jaffe JS. 2006. Using multi-angle scattered sound to size fish swimbladders. ICES J Mar Sci 63, 1397-1404. <http://dx.doi.org/10.1016/j.icesjms.2006.04.024>.
- Latha P, Ganesan L and Annadurai S. 2009. Face recognition using neural networks. Sign Process Internat J 3, 153-160.
- Lee DJ, Kang HY and Kwak MS. 2015. Analysis and classification of broadband acoustic echoes from individual live fish using the pulse compression technique. Korean J Fish Aquat Sci 48, 207-220. <http://dx.doi.org/10.5657/KFAS.2015.0207>.
- Lee DJ. 2015a. Time-frequency analysis of broadband acoustic scattering from chub mackerel *Scomber japonicas*, goldeye rockfish *Sebastes thompsoni*, and fat greenling *Hexagrammos otakii*. Korean J Fish Aquat Sci 48, 221-232. <http://dx.doi.org/10.5657/KFAS.2015.0221>.
- Lee DJ. 2015b. Changes in the orientation and frequency dependence of target strength due to morphological differences in the fish swim bladder. Korean J Fish Aquat Sci 48, 233-243. <http://dx.doi.org/10.5657/KFAS.2015.0233>.
- Lee DJ, Kang HY and Pak YY. 2016. Time-frequency feature extraction for species identification in broadband echo signals from individual live fish. Korean J Fish Aquat Sci 49, 214-223. <http://dx.doi.org/10.5657/KFAS.2016.0214>.
- Lee DJ. 2016. Acoustic identification of six fish species using artificial neural network. Korean J Fish Aquat Sci 49, 224-233. <http://dx.doi.org/10.5657/KFAS.2016.0224>.
- Nesse TL, Hobek H and Korneliussen RJ. 2009. Measurement of acoustic-scattering spectra from the whole and parts of Atlantic mackerel. ICES J Mar Sci 66, 1169-1175. <http://dx.doi.org/10.1093/icesjms/fsp087>.
- Prasad MSRS, Panda SS, Deepthi G and Anisha V. 2011. Face recognition using PCA and feed forward neural networks. Internat J Electron Communicat Technol 2, 79-82.
- Priscilla CV and Poorna B. 2013. Image registration and noise detection using affine transformation. Internat J Comput Technol Applicat 4, 209-216.
- Rihaczek AW. 1968. Signal energy distribution in time and frequency. IEEE Trans Inform Theory IT-14, 369-374.
- Rizon M, Hashim MF, Saad P and Yaacob S. 2006. Face recognition using eigenfaces and neural networks. Ameri J. Appl Sci 2, 1872-1875.
- Semmlow JL. 2004. Biosignal and Biomedical Image Processing: Matlab-Based Applications, Marcel Dekker Inc, New York, USA, 320-327.
- Shui PL, Shang HY and Zhao YB. 2007. Instantaneous frequency estimation based on directionally smoothed pseudo-Wegner-Ville distribution bank. IET Radar Sonar Navig 1, 317-325. <http://dx.doi.org/10.1049/rsn.20060123>.
- Sijbers J, Scheunders P, Bonnet N, Van Dyck and Raman E. 1996. Quantification and improvement of the signal-to-noise ratio in a magnetic resonance image acquisition procedure. Magn Reson Imaging 14, 1157-1163.
- Singla J and Goyal R. 2012. A systematic way of affine transformation using image registration. Internat J Infomat Technol Knowledge Managm 5, 239-243.

- Slavkovic M and Jevtic D. 2012. Face recognition using eigenface approach. *Serbian J Electri Engin* 9, 121-130.
- Stanton TK, Chu D, Jech JM and Irish JD. 2010. New broadband methods for resonance classification and high-resolution imagery of fish with swimbladders using a modified commercial broadband echosounder. *ICES J Mar Sci* 67, 365-378. <http://dx.doi.org/10.1093/icesjms/fsp262>.