

어군의 음향학적 형태 및 분포특성과 어종식별에 관한 연구 1. 한국 연근해 멸치어군의 형태 및 분포특성과 종식별 실험

김장근 · 최영민 · 황강석 · 윤갑동*
국립수산진흥원 · *부경대학교
(1997년 11월 19일 접수)

Study on the Acoustic Behaviour Pattern of Fish Shool and Species Identification

1. Shoal Behaviour Pattern of anchovy (*Engraulis japonicus*) in Korean waters and Species Identification Test.

Zang Geun KIM, Young Min Choi, Kang Seok HWANG and Gab Dong YOON*

National Fisheries Research and Development Institute *Pukyong University

(Received November 11, 1997)

Abstract

We studied behaviour pattern of anchovy (*Engraulis japonicus*) shoal by a method of shoal echo integration and tested species identification by a method of artificial neural network using the acoustic data collected in the East China Sea in March 1994 and in the southern coastal waters of the East Sea of Korea in March 1995.

Between areas, frequency distribution of 10 shoal descriptors was different, which showed characteristics of shoal behaviour in size, bathymetric position and acoustic strength. The range and mean of shoal size distribution in length and height was wider and bigger in the southern coastal waters of the East Sea than in the East China Sea. Relative shoal size of length to height was bigger in the southern coastal waters of the East Sea than in the East China Sea. Fractal dimension of shoal was almost same in both areas. Mean volume reverbration index of shoal was 3 dB higher in the southern coastal waters of the East Sea than in the East China Sea. The depth layer of shoal distribution was related to bottom depth in the southern coastal waters of the East Sea, while it was between near surface and central layer in the East China Sea. Principal component analysis of shoal descriptors showed the correlation between shoal size and acoustic strength which was higher in the southern coastal waters of the East Sea, than in the East China Sea. Correlation was also found among the bathymetric positions of shoal to some degree higher in the southern coastal waters of the East Sea than in the East China Sea.

The anchovy shoal of two areas was identified by artificial neural network. The contribution factor index (C_{io}) of the shoal descriptors between two areas were almost identical feature. The

shoal volume reverberation index (Rv) was showed the highest contribution to the species identification, while shoal length and shoal height showed relatively high negative contribution to the species identification.

서론

어체의 유영 행동에 따라 다르게 측정되는 TS (target strength)와 어종 식별이 과학어탐에 의한 절대적 풍도 추정 의 가장 큰 어려움이다 (MacLennan and Simmonds, 1992). 그러나, TS 의 변이에도 불구하고 음향적분치는 이미 자원의 상대적 풍도 혹은 자원량 지수로서 유용한 것으로 평가되고 있다 (Anon, 1988a). 음향기록을 구성하는 어종의 비율을 정확히 고려하기 위해서는 어획에 의한 어종식별에 의존할 수밖에 없다. 트롤어획시험은 모든 어군에 대하여 수행하는 것은 비현실적일 뿐만 아니라 제한된 어획에 의한 어종식별은 어획 효율 및 시공간적 분포의 변화 등으로 인하여 모집단에 대한 대표성을 단정하기는 어렵다(Thorn, 1987).

이러한 문제를 해결하기 위하여 자동적으로 어종식별을 행할 수 있는 방법들이 연구되고 있는데, 광대역 과학어탐시스템으로 어종의 체장별 신호 spectrum의 특성화에 의한 방법 (Zakharia and Sessarego, 1982 ; Simmonds and Armstrong, 1987 ; Lebourges, 1990), 수직 협대역 과학어탐시스템을 이용한 어종 추출에 의한 방법 (Deuser *et al.*, 1979 ; Vray *et al.*, 1987 ; Rose and Leggett, 1988), 음향기록의 신호 형태에 의한 방법 (Azzali, 1982 ; Souid, 1988 ; Nero and Magnuson, 1989 ; Kieser and Langford, 1991 ; Reid and Simmonds, 1991 ; Richard *et al.*, 1991), 음향학적 개체군의 특징 추출에 의한 방법 (Gerlotto and Fero, 1988), 음향신호로부터 어군의 정량적 특성치 추출에 의한 방법 (Diner *et al.*, 1989 ; Weil *et al.*, 1993 ; GeorKarakos and Paterakis, 1993), 광대역 과학어탐시스템의 어군 신호에 대한 인공신경망(artificial neural network)과 판별분석에 의한 방법 (Simmonds *et*

al., 1996) 그리고 밀집어군의 형태 및 정량적 특성치에 대한 인공신경망(Artificial neural network)의 이용한 방법 (Haralabous and GeorKarakos, 1996) 등이 있다. 이상과 같은 국외의 연구에 반하여 국내에서는 과학어탐시스템에 의한 어군의 자동식별에 관한 연구를 시도한 전례가 거의 없다.

본 연구는 우리나라 동해남부 및 동중국해에서 수집한 어군기록을 대상으로 어군별 음향적분을 실시하여 어군의 형태학적 분석과 인공지능 기법의 한 방법인 인공신경망 (artificial neural network, ANN)을 이용하여 어종식별의 가능성을 실험하였다.

재료 및 방법

1. 자료수집

본 연구에 사용된 자료는 Fig. 1에 나타난 바와 같이, 1994년 3월 15일부터 30일 까지 시험조사선 부산 851호 (G/T 1120)에 의해 동중국해에서, 그리고 1995년 3월 20일 부터 4월 2일 까지 시험조사선 경북 885호에 의해 동해남부 해역에서 수집하였다.

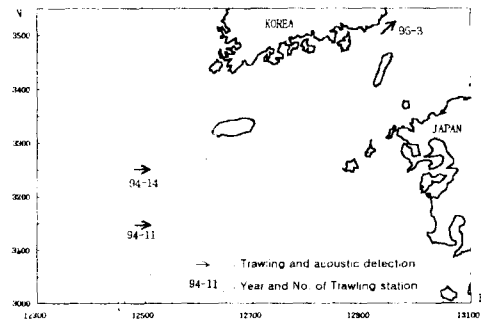


Fig. 1 Locaton of acoustic detection trawling in the East China Sea (March 1994) and east south sea (March 1995).

Table 1. Species composition of midwater trawl catch carried out the location of acoustic detection

Species	Location		East China Sea				Southern coastal waters of East Sea	
			St 11		St 14			
	Catch(kg)	%	Catch(kg)	%	Catch(kg)	%	Catch(kg)	%
<i>Engraulis japonicus</i>	40.5	80.7	15.2	94.5	130.5	95.3		
<i>Trichiurus lepturus</i>	0.9	1.8	0.6	3.6				
<i>Collichthys niveatus</i>	2.1	4.2	0.1	0.3				
<i>Pampus echinogaster</i>	1.1	2.2	0.2	1.6				
<i>Maurolicus muelleri</i>					0.4	0.3		
<i>Scomber japonicus</i>					3.8	2.8		
<i>Harengular zunasi</i>					2.6	1.9		
Others	5.6	11.2			0.1	0.1		
Total	50.2	100.0	16.1	100.0	137.4	100.0		

자료수집을 위해, 동중국해 조사에서는 SIMRAD EKS (38 kHz)와 INES-MOVIES 시스템(Diner *et al.*, 1987)을 사용하였고, 1995년 3월의 동해남부 조사에서는 과학어탐시스템 OSSIAN 1500 (38 kHz)을 사용하였다. 시스템에서 펄스길이 1 ms, 단위 수직 적분구간은 10 cm로 하였다. 이들 음향적분 자료는 MOVIES-B software(Weil *et al.*, 1993)에 의해 어군별로 음향적분하였다. 이때, 어군의 음향적분 역치(threshold level)는 발신 ping의 수 ≥ 2 , 적분구간의 수 ≥ 5 그리고 음향에너지 ≥ 0 로 하였다.

어종식별을 위한 어획시험에 사용된 트롤어구는, 동중국해에서 사용된 것은 끝자루 그물코의 크기가 100 mm 였고, 동해남부 해역에서 사용된 것은 끝자루 그물코가 10 mm 였다. 어획량과 어획물의 조성은 Table 1과 같다.

2. 어군의 측정

어군 측정은 Table 2 및 Fig. 2와 같다. Fig. 2에서, 어군의 수직 단면적 (A)는 직사각형 S의 합이며 임의의 ping과 다음 ping까지의 수평거리 d와 단위 적분구간 e를 곱한 것으로 식 (1)과 같다.

$$A = \sum_{j=1}^n S_j = \sum_{j=1}^n d_j \cdot e \quad (1)$$

여기서, $e = 1/\eta$, η 은 수직적분 단위구간 (m)의 수이다.

어군의 둘레 (p)는 어군의 가장자리에 위치하는 직사각형의 바깥면을 합친 것이다.

Table 2. Acoustic descriptors of shoal measured by MOVIES software

Abbreviation	Shoal descriptor	Unit
Morphology		
H_{max}	Height	m
L_{max}	Length	m
P	Perimeter	m ²
A	Cross-sectional area	
Dfract	Fractal dimension	
Elon	Elongation	
Bathymetric		
Depth	Bottom depth	m
D_{min}	Shoal depth	m
A_{min}	Shoal minimal altitude	%
Altr	Shoal altitude index	
Energetic		
Rv	Volume reverbration index of shoal	dB

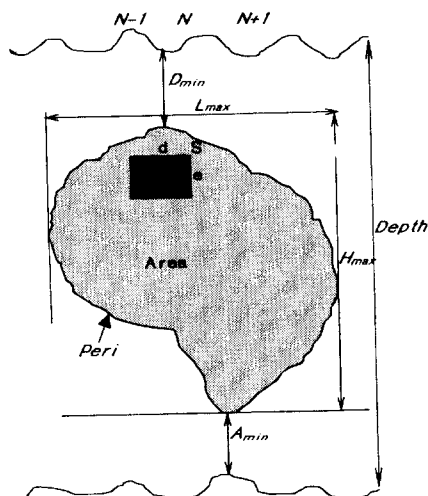


Fig. 2 Schema of shoal measurement by shoal echo integration.

어군의 도형(*Dfract*)은 어군의 정형에 관한 측정치이며 식 (2)와 같다.

$$Dfract = 2 \cdot \frac{\ln\left(\frac{p}{4}\right)}{\ln A} \quad (2)$$

어군의 신장도(*Elon*)는 어군의 길이와 높이와의 관계이며 식 (3)과 같다.

$$Elon = \frac{L}{H} \quad (3)$$

수심에 대한 어군의 상대 높이인 고도지수(*Alt*, %)는 식 (4)과 같다.

$$Alt_r(\%) = 100 \cdot \frac{\left(\frac{A_{min} + H}{2}\right)}{depth} \quad (4)$$

어군의 량적 측정치인 체적산란강도 지수 (*Rv*)는 식 (5)과 같다.

$$Rv = 10 \log\left[\frac{1}{A\eta} \sum_{j=1}^{Ns} S_j \cdot T_j \sum_{i=1}^{Ns} V_{ij}^2\right] + \text{sounder constant} \quad (5)$$

여기서 *A*는 어군의 수직단면 (m^2), η 는 수직 적분구간의 수, N_s 는 ping의 수, n_{js} 는 ping당 어군의 수직 표본 수, S_j 는 선속(m/s), T_j 는 ping의 길이(sec) 및 V_{ij} 는 적분치로서 전압($Volt$)이다.

3. 어군 측정치간의 상관

어군 측정치간의 상관성과 특성을 알아 보기 위하여 주요인 분석을 하였다. 주요인 분석을 위한 자료의 행렬은 관찰된 n 개의 어군을 행, 측정치들을 변수로서 열로 하였다. 요인들은 측정치 변수들의 선형조합에 의해 만들어진 변수이다. 각 요인들은 한 개의 고유근을 가지며 백분율에 의해 총분산에 대한 비를 나타낸다. 요인도(component plot) 상의 측정치 좌표들은 측정치와 요인간의 상관계수를 나타낸다.

4. 인공신경망에 의한 어군의 종식별 실험

표본간의 과도한 중복이나 통계학적 기법으로

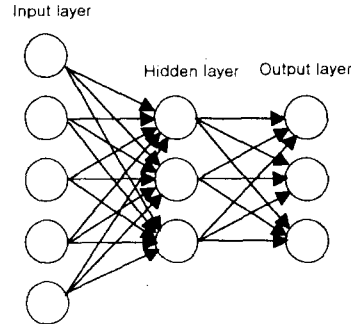


Fig. 3 A structure of feed-forward neural network used in the study for species identification.

는 취급 불가능한 실험표본치에 대하여, 인공신경망(artificial neural network ; ANN)은 인식한 표본으로부터 다른표본을 인식하는 데 사용되고 있다 (Haralabous and GeorKarakos, 1996). Fig. 3의 인공신경망의 모식도에서 보면, 입력층(input layer)과 출력층(output layer) 사이에 복수의 중간층(hidden layer)이 있고 각 층에는 다수의 유니트가 존재한다. 이 각각의 유니트에는 하층의 유니트로부터 신호를 입력함수에 따라 입력받아 출력함수에 따라 상층으로 결과를 출력하며 이 때 서로 다른 연결가중치 (connection weight)를 곱한다. 이때의 입력함수 (U) 및 출력함수 ($f(U)$)는 식 (6) 및 (7)과 같다.

$$U = \sum W_i X_i \quad (6)$$

$$f(U) = \frac{1}{1 + \exp(-U + \theta)} \quad (7)$$

여기서 식 (6)의 X_i 는 I 번째 입력신호, W_i 는 I 번째 연결가중치이다. 식 (7)은 비선형인 Sigmoid 함수이며 θ 는 각층 내부 요소들의 역치이다.

출력치의 만족도는 평균자승오차 (mean squared error)로서 비교하며 평균자승오차를 최소화시키기 위하여 연결가중치가 선택된다.

본 연구에서는 동중국해와 동해남부의 어군들에 대하여 Table 3에서와 같이 11 가지 측정치를 입력 특성치로 하여 인공신경망 구축, 상용 소프트웨어인 BrainMaker (Macintosh 용, California Scientific Software)를 이용하여 멸치어군의 판별

Tabel 3. Input parameters and output terms for species identification in artificial neural network

input parameters	output terms
<i>Rv</i>	
<i>A_{min}</i>	
<i>D_{min}</i>	
<i>Alt_r</i>	
<i>L_{max}</i>	Anchovy and
<i>H_{max}</i>	other species
<i>Elon</i>	
<i>Dfract</i>	
<i>A</i>	
<i>P</i>	

Table 4. Structure of feed-forward neural network (backpropagation)

number of layer in the algorithm	3
number of descriptor of shoal in input layer	10
number of descriptor of shoal in hidden layer	4
number of descriptor in output layer	2
learning rate	1.0
training tolerance	0.100
output function	sigmoid (logistic)

Tabel 5. Number of data to learning, testing and identifying using by an artificial neural network in each area

area data for	Southern coastal waters of East Sea	East China Sea
learning	540	581
testing	60	64
identifying	30	71
Total	630	716

가능성을 시험하였다. 어군의 종 판별실험에 사용된 어군측정치들은 Table 5와 같이 80%를 학습자료로 사용하였고, 10%를 구축된 신경망의 검정자료로, 나머지 10%를 종판별 실험에 사용하였다. 종판별 실험에 대한 인공신경망의 구조는 Table 4에 나타난 바와 같이, 입력유니트 10개, 중간유니트 4개, 출력유니트 2개로 3층의 계층구조로 구축하였다. 학습방법은 교사치부가(supervised) 오차역전파법(backpropagation)을 사용하였다. 신경망내의 신호 흐름은 전방으로만 진행되는 feed-forward형식이며, 학습계수는 1.0, 학습허용오차

는 0.1로 하였다.

최종적으로, 종판별 실험이 완성된 신경망의 연결강도를 식 (8)과 같이

$$C_{io} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n w_{ik} \cdot w_{ko} \quad (8)$$

Hwang (1997)의 기여도지수(contribution factor index ; C_{io})로 출력항목에 대한 입력변수의 기여도를 나타내어 비교하였다.

결과 및 고찰

1. 어군측정치의 비교

어군의 측정치의 비교에 사용된 어군의 수는 Table 5와 같이 동중국해 852, 동해남부 630 개였다. 동중국해에서 수행한 2 회의 트롤어획 및 어탐 자료는 어군의 형상, 생물학적 현상 및 지리적인 근접으로 동일한 분포군으로 취급하였다. 각 해역별 어군측정치별 통계를 Table 6에 나타내었으며 빈도분포는 Fig. 4에 나타내었다.

어군의 형태를 어군의 길이, 높이, 둘레 및 수직면적에 의해 비교해 보면, 각 측정치는 평균치와 범위에 있어 동해남부의 것이 컸다. 어군의 체적산란강도는 동해남부의 것이 -50.0 dB로 동중국해의 -53.4 dB에 비해 약 3 dB 높았으며 어군 형태 측정치의 차이에 기인하는 것으로 나타났다. 어군의 공간적 분포를 나타내는 측정치인 최저수심, 최저고도 및 상대고도를 보면, 동해남부가 49.8 m, 12.0 m, 21.1%로 각 각 나타났으며, 동중국해는 25.2 m, 23.3 m, 50.4%로 나타나 동해남부에 비해 동중국해의 어군이 낮은 수심인 중층과 표층 사이에 분포하고 있는 것으로 나타났다. 어군의 측정치간의 상대적인 형상을 나타내는 어군의 신장도파 도형은 동해남부가 6.2 및 1.5로 각 각 나타났으며 동중국해는 5.0 및 1.5로 각 각 나타나 어군의 수평길이에 대한 수직길이가 동해남부의 것이 컸으며 어군의 둘레의 형상은 비슷한 것으로 나타났다. 이상을 요약해 보면, 동해남부와 동중국해의 어장에서 밀집어군으로 정의된 어군의 분포는 형태와 체적산란강도 및 형상에서 차이를 나

Table 6. Statistics of shoals descriptors of anchovy by area

East South Sea (n=630)									
Descriptor	Range	Min	Max	Mean	Std. Error	Std	Var	Skew	Kurt
<i>A</i>	2317.3	2.7	2320.0	69.4	7.6	191.2	36550.4	8.0	78.9
<i>A_{min}</i>	73.0	1.0	74.0	12.0	0.4	11.0	120.7	2.7	9.8
<i>Alt_r</i>	83.6	2.8	86.4	21.1	0.6	14.5	200.4	1.8	4.9
<i>Depth</i>	65.3	25.5	90.8	66.3	0.4	10.7	114.2	-0.8	1.6
<i>Dfract</i>	2.3	1.1	3.4	1.5	0.0	0.2	0.1	2.8	16.7
<i>Elon</i>	41.7	1.0	42.6	6.2	0.2	5.0	25.3	3.3	16.5
<i>H_{max}</i>	56.1	0.6	56.7	4.4	0.2	4.8	23.3	5.3	45.4
<i>L_{max}</i>	177.0	7.0	184.0	22.7	1.0	24.6	606.4	3.3	13.3
<i>P</i>	772.9	17.1	790.0	71.1	3.8	95.6	9145.1	4.0	20.1
<i>D_{min}</i>	67.4	10.2	77.6	49.8	0.5	12.6	158.3	-1.0	0.8
<i>Rv</i>	18.7	-56.1	-37.4	-50.0	0.1	3.0	9.0	1.0	1.9

East China Sea (n=852)									
Descriptor	Range	Min	Max	Mean	Std. Error	Std	Var	Skew	Kurt
<i>A</i>	521.5	1.6	523.0	29.5	1.4	41.3	1709.1	4.9	36.9
<i>A_{min}</i>	46.2	0.9	47.1	23.3	0.3	8.8	78.0	-0.4	-0.4
<i>Alt_r</i>	82.5	2.6	85.1	50.4	0.7	19.3	372.8	-0.8	-0.5
<i>Depth</i>	35.6	37.1	72.7	52.0	0.3	9.3	85.5	0.5	0.3
<i>Dfract</i>	5.4	1.1	6.4	1.5	0.0	0.4	0.1	6.8	74.3
<i>Elon</i>	25.2	1.0	26.2	4.9	0.1	2.8	7.6	2.1	7.7
<i>H_{max}</i>	19.4	0.3	19.7	3.4	0.1	2.4	5.9	1.8	4.9
<i>L_{max}</i>	68.0	7.4	75.4	13.8	0.3	9.2	85.0	3.2	12.9
<i>P</i>	291.3	15.7	307.0	38.2	1.0	30.1	903.4	3.6	18.4
<i>D_{min}</i>	63.1	6.4	69.5	25.2	0.5	15.1	228.7	1.2	0.1
<i>Rv</i>	23.7	-61.3	-40.2	-53.4	0.2	3.2	18.1	0.1	0.3

타내고 있다. 이것은 양 해역의 수심과 타 요인의 차에 기인할 것으로 보인다.

2. 어군측정치간의 상관

어군측정치간의 상관을 알아보기 보기 위하여 주성분분석 결과를 Fig. 5에 나타 내었다.

동해남부의 어군측정치의 분석 결과, 제 1과 제 2 요인에 의해 총분산의 57%를 나타내었다. 제 1 요인은 총분산의 35%로 어군의 길이, 높이, 수직 면적 및 둘레로 어군의 형태를 나타내는 측정치를 높은 상관($\cos^2 > 0.7$)을 나타내었다. 이 그룹에는 후방체적산란 강도가 동시에 높은 상관($\cos^2 = 0.61$)을 나타내어 어군의 크기와 체적산란강도지 수는 높은 상관이 있음을 나타내고 있다. 제 2 요인은 총분산의 22%로 고도와 상대고도 등 저층수심에 따른 어군의 분포를 나타내는 측정치 들을 높은 상관($\cos^2 > 0.8$)을 나타내었다. 어군의 형

상을 나타내는 측정치들(신장도 및 도형)과 수심 은 어느 요인에서도 상관이 크지 않는 것으로 나타났다.

동중국해의 어군측정치에 대해서는 제 1과 제 2 요인에 의해 총분산의 64.9%를 나타내었다. 제 1 요인은 총분산의 34%로 어군의 길이, 높이, 수직 면적 및 둘레로 어군의 형태를 나타내는 측정치를 높은 상관($\cos^2 > 0.8$)을 나타내었다. 체적산란 강도는 제 1요인에 의해 상관성($\cos^2 = 0.4$)을 나타내었다. 제 2 요인은 총분산의 30%로 저층수심과 어군의 최저수심이 높은 상관($\cos^2 > 0.7$)을 나타내었다. 반면, 저층 수심에 따른 어군의 분포 측정치 및 어군의 형상을 나타내는 측정치들 어느 요인에서도 상관이 크지 않는 것으로 나타났다.

이상의 결과를 요약하면, 동해남부에서는 어군의 크기와 체적산란강도지수간, 저층수심에 따른 어군의 분포 측정치 간에 높은 상관을 나타내고

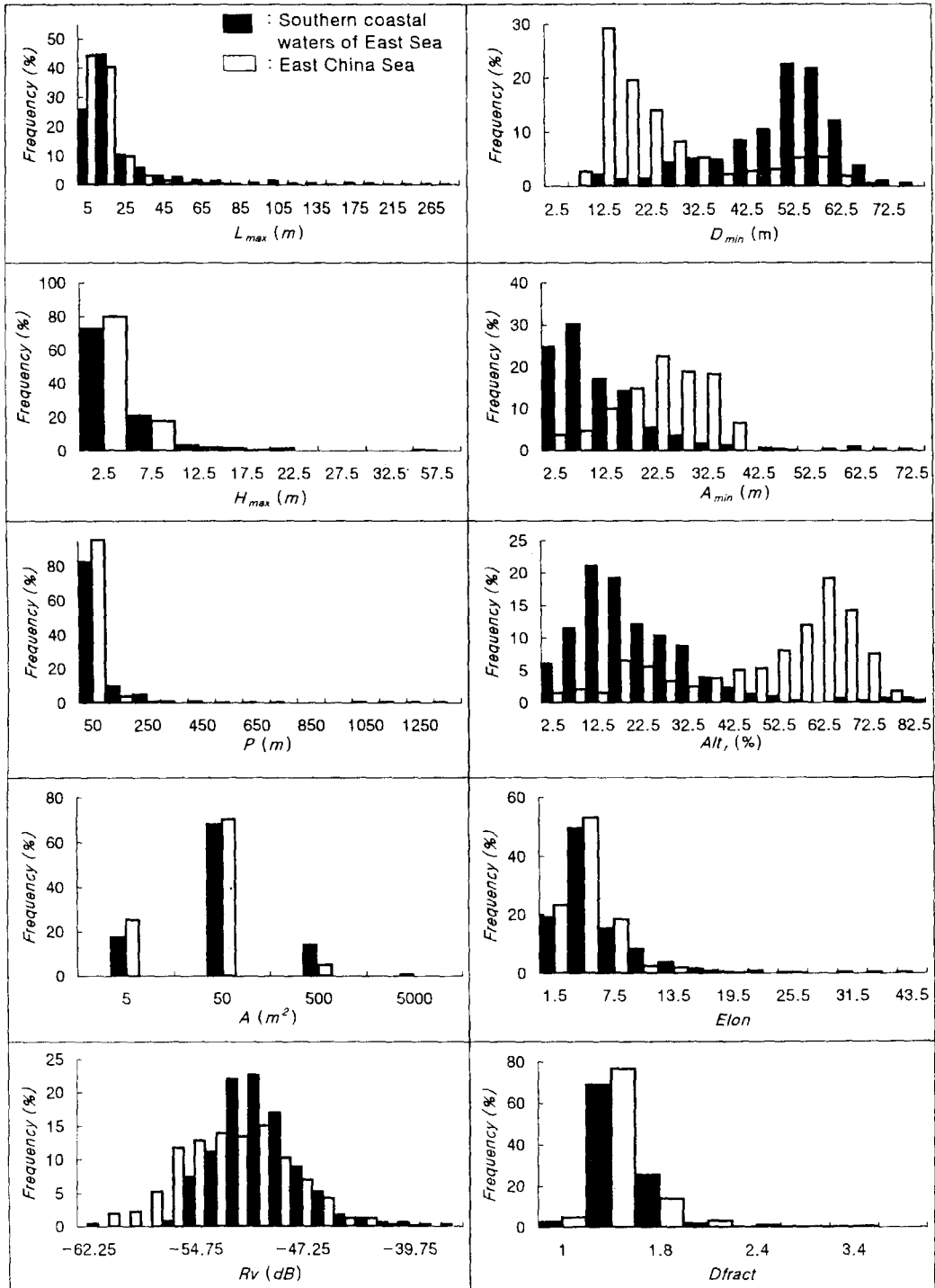


Fig. 4 Histogram shows the frequency distribution of shoal descriptors detected in the study areas.

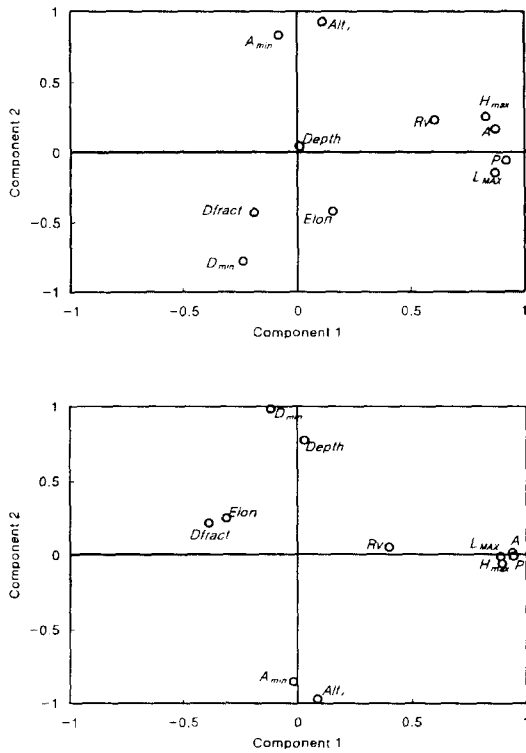


Fig. 5 Component plot of shoal descriptors detected in the survey areas.

있음에 반하여, 동중국해는 어군의 크기와 체적산란강도지수간에는 높은 상관성을 나타내지 않았다. 또한 동해남부의 어군 분포가 저층수심과 크게 상관성이 있음에 반해 동중국해에서는 상관성을 나타내지 않았다.

3. 인공신경망에 의한 어군의 종식별 실험

인공신경망을 이용하여 어군의 종식별 실험을 수행한 결과를 Table 7에 나타내었다. 두 해역의 멸치 어군에 대하여 판별오차가 0.05 이하로 신뢰성 높은 판별능력을 보였다. 해역별로 보면, 동중국해(판별오차 0.01), 동해남부 (0.047)의 순으로 판별 정도를 나타내었다. 또한, 멸치 어군을 다른 어종으로 판별한 오차는 동해(0.001), 동중국해(0.034)로 나타났다. 이와 같은 실험 결과는 두 해역에 있어서 멸치 어군의 어탐 자료를 인공신경망으로 종식별이 가능함을 나타내고 있다.

출력인자에 대한 입력변수의 기여 정도를 나타

Table 7. Species identification capability in each areas by neural network

species	Southern coastal waters of East Sea	East China Sea
Anchovy*	1.047	1.010
Other species**	0.001	0.034

* identified anchovy with itself

** identified anchovy with other species

Table 8. Distribution of the contribution factor index (Cio) of shoal descriptor parameters

area parameters	Southern coastal waters of East Sea	East China Sea
Rv	7.441	7.180
A _{min}	-2.603	-2.724
D _{min}	-2.882	-3.034
Alt _r	0.047	0.114
L _{max}	-3.822	-3.712
H _{max}	-4.039	-4.086
E _{lon}	-0.205	-0.254
Dfract	-3.998	-4.113
A	-0.161	0.013
P	3.865	3.596

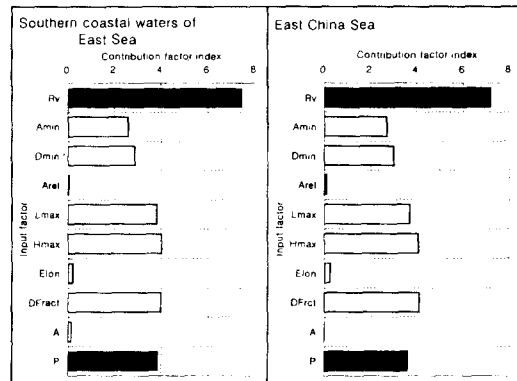


Fig. 6 Contribution factor index of input parameters in trained network for species classification of anchovy shoals in the East South and East China Sea (black bar : positive contribution, white bar : negative contribution).

내는 기여도지수를 분석한 결과를 Table 8과 Fig. 6에 나타내었다. 두 해역에 있어서 멸치 어군의 측정치가 어군의 식별에 기여하는 기여도 지수는 각

측정치 간에 유사한 값을 보여 우리나라 주변 해역에 분포하는 멸치의 어군 형성 특성은 아주 유사한 것을 나타내고 있다. 기여도 지수의 측정치 간을 비교하여 보면 체적산란강도가 가장 높은 값을 보였으며 그 다음 어군의 둘레로 나타나 어군 특층치 중에서 멸치어군을 판별하는데 있어서 중요한 요소로 나타났다. 반면, 음향기록에서 외형적으로 나타나는 어군의 길이와 높이 및 도형은 높은 음의 기여도를 나타냄으로써 멸치어군이 뚜렷한 음향기록 형상을 나타내고 있는 것과 관계가 있는 것으로 판단되었다. 이와 같은 음향기록은 산란체적강도에 의해 명확히 식별되고 있음을 나타내고 있다.

요 약

1994년 3월에 동중국해와 1995년 3월에 동해남부에서 중층트롤 어획시험을 하면서 과학어군 탐지기로 수집한 자료를 어군별 음향적분으로 재처리하여 측정된 어군측정치들의 빈도분포와 주성분분석으로 어군의 특성을 연구하였다. 또한 이 어군 측정치를 오차역전과 신경망으로 어종식별 시험을 하였다. 그 결과를 요약하면;

1. 어군의 크기는 평균치와 범위에 있어 동중국해 보다 동해남부가 크게 나타났다. 어군의 분포는 동해남부에서는 저층 수심과 관련이 있었으나 동중국해에서는 중표층에 분포하고 있는 것으로 나타났다. 어군의 높이에 대한 길이의 상대크기는 동해남부의 것이 동중국해에 비해 컸으며 어군둘레의 불규칙성은 비슷하였다. 평균 어군의 체적산란강도는 동해남부의 것이 -50.0 dB로 동중국해의 것이 -53.4 dB에 비해 약 3 dB 높았다.
2. 주성분분석에 의하면 어군의 크기를 나타내는 측정치는 제 1요인에 의해, 수심에 따른 어군의 분포는 제 2요인에 의해 특징지어 졌으며 어군의 크기와 체적산란강도는 동해남부에서 큰 상관을 나타내었으나 동중국해에서는 보다 낮은 상관을 나타내었다. 수심에 따른 어군의 분포는 동해남부에서는 큰 상관을 나타내었으나 동중국해에서는 상관성이 낮았다.
3. 인공신경망에 의해 2개 해역 공히 멸치어군의 식별 정도가 높았으며 해역간의 어군측정치 기여도가 유사하여 우리나라 연근해의 멸치어군의 특징은 서로 유사한 것으로 나타났다. 어군 측정치 중 어군식별에 가장 큰 기여를 하는 것은 체적산란강도로 나타났고 어군의 모양을 나타내는 어군의 길이와 높이는 높은 음의 기여도를 나타내어 어군의 밀도에 비해 모양의 변이는 매우 심한 것으로 나타났다.

참고문헌

Anon (1988a) : Report of the Herring Assessment Working Group for the Area South of 62°N. ICES, Doc. C. M. 1988/Assess: 17.

Diner, N., A. Weill, J. Coail, and M. Coudeville (1990) : INES/MOVIES: A new acoustic data acquisition and processing system. 1er congrès français d'acoustique, Lyon, Avril 1990. P. Filippi, M. Zakkaria, eds. J. Phys. Paris, suppl. 51, C2, 939-942.

Gerlotto F. (1993) : Identification and spatial stratification of tropical fish concentrations using acoustic populations. Aquat. Living Resour. 6, 243-254.

Haralabous J. and S. Georgakarakos (1996) : Artificial neural network as a tool for species identification of fish schools. ICES Journal of Marine Science, 53: 173-180, 1996.

Hwang, K. (1997) : Studies on prediction methods of fishing and oceanic conditions of the set nets the sagami Bay by an artificial neural network. Ph.D. Thesis of univ. of Tokyo.

MacLennan, D. N. and E. J. Simmonds (1992) : Fisheries Acoustics. Fish and Fisheries Series 5. Chapman and Hall. 325pp. 164-200.

Scalabrin C. and J. Masse (1993) : Acoustic detection of the spatial and temporal distribution of fish shoals in the Bay of Biscay. Aquat. Living Resour. 6, 269-283.

Simmonds E.J. and F. Amstron (1987) : A wide band echo-sounder: measurements on cod, saithe, herring and mackerel from 27 to 54 KHz.

어군의 음향학적 형태 및 분포특성과 어종식별에 관한 연구

- In: International Symposium on Fisheries Acoustics, June 22-26, Seattle, Washington, USA.
- Soud P. (1988) : Automatisation de la description et de la classification des detections acoustiques de bancs de poissons pelagiques pour leur identification. These dr. Univ. Aix-Marseille-II, France.
- Thorne R. E. (1987) : Hydroacoustics and ground truth. In: International Symposium on Fisheries Acoustics, June 22/26, Seattle, Washington, USA.
- Weill, A., C. Scalabrin and N. Diner (1993) : MOVIES-B: an acoustic detection description software. Application to shoal species' classification. Aquat. Living Resour. 6, 255-267.
- Zakharia M. and J. P. Sessarego (1985) : Sonar target classification using a coherent echo processing . In: IEEE International Conference on Acoustics, speech and signal processing, p. 331-334, Paris.