

## GLCM을 기반으로 한 사이드 스캔 소나 영상의 목표물 탐색 알고리즘 Target Detection Algorithm of Sidescan Sonar imagery based on GLCM(Gray Level Co-occurrence Matrix)

조영건<sup>1</sup>·박요섭<sup>2</sup>·김학일<sup>3</sup>

Young Gun Cho<sup>1</sup>, Jo-Seph Park<sup>2</sup>, and Hakil Kim<sup>3</sup>

### 1. 서 론

해양구조물 설치(Offshore Engineering)에 대한 수요가 급증함에 따라 보다 정확한 설계와 시공을 위한 해저지형 및 지질환경에 대한 탐사(Geophysical Survey)수요가 급격히 증가하고 있다. 전자기파의 감쇄가 심한 해수로 덮여 있는 해저에 대한 원격탐사 매체로는 SONAR(SOUND Navigation And Ranging)시스템이 일반적으로 이용되고 있다. 해저면 탐사시스템 중 사이드스캔 소나(Sidescan Sonar)시스템은 해저지형(morphology), 해저면 저질분포(Sediment), 해저면 위의 물체에 대한 위치에 대한 정량적인 정보를 제공해주는 가장 효율적인 해저면 음향 영상 취득 시스템이다. 최근의 급속히 발달한 디지털 기술의 도입으로 기존의 아날로그 사이드스캔 소나 시스템에서 제공하는 해저면 영상보다 질높은 고해상도 디지털 영상 자료를 처리하기 위한 영상처리 기법이 다양하게 도입되고 있다. 그러나 취득 영상의 양과 크기 때문에 취득 자료의 분석에 많은 시간이 노력이 소모되고 있다. 특히, 넓은 영역 중 임의의 위치에 놓여 있는 인공물(man-made structure)을 탐색하기 위한 디지털 탐색 기법들이 다양하게 시도되고 있다.

사이드 스캔 소나 영상은 소나 센서와 해저면 위의 놓여있는 구조물의 기하학적 위치 관계 및 구조물의 구성매질에 대한 반사 음압을 2 차원 평면영상으로 구성한 것이기 때문에 구조물과 구조물이 발생시키

는 음압의 차이에 의해 물체를 자동으로 탐색(Detection)할 수 있으며, 음압의 차이를 이용하여 저질의 분포를 구분(Classification)해 낼 수 있다.

소나 영상의 텍스처 정보를 이용하여 저질의 분포를 구분하려는 시도는 잡음이 강하고 영상내 특정 정보가 연속적으로 나타나는 영상에 일반적으로 적용되는 텍스처 구분방식이며 효과적인 적용사례가 보고되고 있다.

또한 해저면 위에 존재하는 물체는 음파가 전달되는 반대방향에 광학 음영과 같은 방식으로 음향 음영(Acoustic Shadow)이 생성되기 때문에, 음영과 강한 반사영역의 존재방식을 구조화하여 적용하면 효과적으로 소나 영상 내 물체 영역을 구분해 낼 수 있다.

본 연구에서는 DGPS와 소나 빔 위치계산 알고리즘을 이용하여 구성된 모자이크 영상을 대상으로 영상내에 존재하는 인공물을 구분해내기 위하여 텍스처 정보를 이용하는 영상처리 방식으로 통계적 방법인 Gray Level Co-occurrence Matrix(GLCM)을 사용하여 영상 분할 하였다.

GLCM을 바탕으로 본 연구에서는 사이드 스캔 소나 데이터로 취득된 영상의 특성을 고려하여 임계치를 이용한 GLCM 방법을 적용하였다. 즉 사이드 스캔 소나로 얻어진 모자이크 영상을 그레이 레벨 차이로 분할하고 동일화 시키는 것이다. 기존의 GLCM방법과 비교를 통해 해저면으로부터 분리된 인공물을 영상에 결과로 제시할 것이다.

<sup>1</sup> 인하대학교 정보통신대학원 (The Graduate School of Information Technology & Telecommunications, Inha University, Incheon, 402-151, Korea)

<sup>2</sup> 인하대학교 자동화공학과. (Dept. of Automation Engineering, Inha University, Incheon, 402-151, Korea).

<sup>3</sup> 인하대학교 정보통신공학부 부교수(School of Information & Communication Engineering, Inha University, Incheon, 402-151, Korea)

Fig. 1은 탐사선으로부터 예인 되고 있는 사이드 스캔 소나로부터 침선, 인공어초, 암석과 같은 인공물과 자연물의 모자의 영상을 획득할 수 있다는 예시를 나타내는 그림이다.

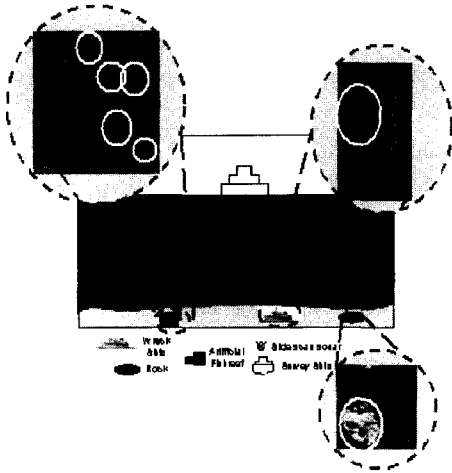


Fig. 1. Image Acquisition using Sidescan Sonar.

## 2. 이 론

해저면의 사이드 스캔 소나 음압 성질을 고려한 텍스처 특징으로 모자의 영상을 분할하였다. 모자의 영상의 특징은 균일한 지역이 광범위하게 연속되어 있고, 기록된 디지털 값이 돌아온 음압의 세기에 비해 한다는 점이다. 따라서 해저면이 견고한 지역에서는 음압이 큰 값을 나타내고 연한 지역에서는 작은 값을 나타낸다. 텍스처 경계 검출에 관한 문제의 경우, 명암을 이용한 경계의 경우와 마찬가지로,  $n \times n$  픽셀의 하위 영상의 텍스처 특징이 주변 값에 비해 일정한 임계치(Threshold) 이상 나타내는 부분이 텍스처의 경계이다. 이 경계를 기준으로 인공물을 분할한다. 이때 적절한  $n$ 을 결정해야 한다. 만약  $n$ 이 너무 크면 세밀한 경계 검출이 어렵고 너무 작으면 전체적인 Texture 특징이 경계 결정에 반영되지 못하는 결점이 있어, 신중한 하위 영상 크기의 선택이 필요하다.

또한 텍스처 기술은 일정한 영역의 영상을 변환하는 텍스처 기술인 GLCM(Gray-Level Co-occurrence Matrix)을 통하여 텍스처 특징을 분류하기 위해서 주

어진 GLCM를 해석하는 것이다. 일정한 영역의 텍스처 영상은 텍스처 특징과 파장 사이에서 보여진 이론적인 관계의 용어를 해석하거나 실제 그라운드 데이터 의하여 텍스처 특성의 상관관계에 의한 지질학적인 영역으로의 변환을 해석하는 것이다. 이와 같이 본 연구에서는 GLCM 방법을 적용하는 동시에 사이드 스캔 소나 영상의 인공물의 특성 중 특정 구조물에 부딪혀 돌아오는 음압의 강도가 크다는 것을 고려 특정한 임계치를 적용하여 목표물을 찾아내는 것을 목적으로 하였다.

### 2.1 GLCM을 이용한 텍스처 분석

GLCM 방법은 통계적으로 그레이 레벨 영역의 텍스처 해석을 위해 그레이 레벨의 차이와 분포를 나타내는 행렬로 텍스처를 기술 하는 것이다. 거친 텍스처와 고운 텍스처의 차이는 그레이 레벨의 차이와 분포에 관계가 있다. GLCM(Gray Level Co-occurrence)는 거리  $d$ 만큼 떨어진 두 점의 그레이 레벨의 차이를 원소로 하는 행렬로 나타낸다.

또한 GLCM은 이웃하는 화소 사이의 각도 함수인 동시에 그들 간의 거리 함수이다. 예를 들어 관심 영역의 각도  $0^\circ$ , 거리  $l$ 의 GLCM의 원소  $P$ 는 두 화소 사이의 각도는  $0^\circ$ , 거리는  $l$ 만큼 떨어진 두 점이 그레이 레벨  $i$ 에서  $j$ 로 변하는 빈도수이다. 각도의 분할 단위는 보통  $45^\circ$ 를 사용한다. 거리는 두 점의  $x$  성분이나  $y$  성분 차이의 최대값을 사용하는 방법이나, 유클리디안 거리를 사용할 수 있다. 식 1, 식 2, 식 3, 그리고 식 4는 각각  $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ$ , 그리고  $135^\circ$ 도의 GLCM을 나타낸다.

$$\begin{aligned} \text{각도 } 0^\circ \text{의 } P_{ij} &= \#\{(k,l), (m,n)\} \\ & \quad |k-m|=0, |l-n|=d \\ & \quad I(k,l)=i, I(m,n)=j \end{aligned} \quad (1)$$

$$\begin{aligned} \text{각도 } 45^\circ \text{의 } P_{ij} &= \#\{(k,l), (m,n)\} \\ & \quad (k-m=d, l-n=-d) \\ & \quad (k-m=-d, l-n=d) \\ & \quad I(k,l)=i, I(m,n)=j \end{aligned} \quad (2)$$

$$\begin{aligned} \text{각도 } 90^\circ \text{의 } P_{ij} &= \#\{(k,l), (m,n)\} \\ & \quad |k-m|=d, l-n=d \\ & \quad I(k,l)=i, I(m,n)=j \end{aligned} \quad (3)$$

$$\begin{aligned}
 \text{각도 } 135^\circ \text{ 의 } P_{ij} &= \#\{(k,l),(m,n)\} \\
 & \quad (k-m=d, l-n=d) \\
 & \quad (k-m=-d, l-n=-d) \\
 & \quad I(k,l) = i, I(m,n) = j
 \end{aligned} \tag{4}$$

여기서,  $I(k,l)$ 는 점에 대해 그레이 레벨을 나타내는 함수이고,  $d$ 는 거리를 나타낸다. GLCM를 이용한 텍스처 접근법은 하위 영상내의 두 화소를 동시에 고려하며, 이웃하는 점의 그레이 레벨의 확률 분포를 예측할 수 있다. 또한 이 행렬은 대칭 행렬이다.

본 연구에서 사용하는 거리  $d$ 는 1 값을 사용하고 각 방향에 대한 방향 벡터를 사용하여 GLCM을 구하였다.

$$P_{ij} = p(i, j, d) \tag{5}$$

식 5  $P_{ij}$ 는 GLCM를 말하고  $i, j$ 는 그레이 레벨을 나타낸다.  $d$ 는  $i, j$ 의 거리값을 나타낸다. GLCM은  $P$ 에 의존하기 때문에, 주어진 질감 무늬의 존재는 적당한 위치 연산자를 잘 선택하여야 검출될 수 있다. 일반적으로 말해서 GLCM가 계산되어진 영역의 질감을 분류하기 위해서 주어진 GLCM를 해석하는 것이다. 따라서 GLCM에서 그 특징을 단 하나의 값으로 나타내어 특징의 텍스처 특성을 추출하여 사용할 수 있다. 그 특징식에는 Haralick et al(1973)은 14개의 특징식을 연구 하였으나 본 연구에서는 4개의 특징식에 대해서 살펴본다.

식 6의 Maximum Probability 특징식은  $P$ 에 대해 가장 강한 응답을 갖는 것을 의미한다. 식 7의 Uniform of Energy 특징식은  $P$ 가 모두 같을 때 최소가 된다. 식 8는 Correlation 특징식은 GLCM의 원소들과 두 화소 사이의 그레이 레벨 변화 횟수와 평균과의 차이를 곱한다. 즉, 행렬의 대각선에 멀리 떨어질수록 가중치를 주는 결과를 나타낸다. 식 9의 MOGL 방법은 그레이 레벨이 변하지 않은 빈도수에 가중치를 두는 것이다.  $\alpha$ 는 비례 상수이다.

$$\text{Maximum Probability } \max_{i,j} P_{ij} \tag{6}$$

$$\text{Uniform of Energy } \sum_{i,j} P_{ij}^2 \tag{7}$$

$$\text{Correlation } \sum_{i,j} \frac{(i-\mu)(j-\mu)P_{ij}}{\sigma^2} \tag{8}$$

$$\text{where } \mu = \sum_{i,j} iP_{ij}, \sigma^2 = \sum_{i,j} (\mu - P_{ij})^2,$$

MOGL(Maximum- Occurrence related with Gray

$$\begin{aligned}
 & \text{Level}) \\
 & f_{MOGL} = \max(MOGL \times P_{ij})
 \end{aligned} \tag{9}$$

where, if  $i = j$  then  $MOGL = \alpha \times i$   
else  $MOGL = 1$

Fig. 2은 경남 거제 학동 해저 암석 영상이고 Fig. 2를 위의 4가지 특징식에 적용하면 Fig. 3와 같은 영상을 얻게 된다.



Fig. 2. Seabed Image of Kyungnam Guje.

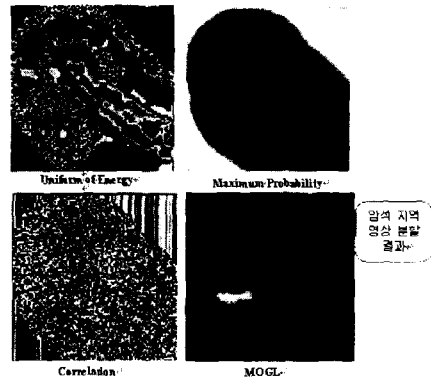


Fig. 3. Feature expression for image of Kyungnam Guje.

Fig. 3의 우측 하단의 MOGL 방법은 다른 특징식 적용방법에 비해 해저면으로부터 암반지역을 잘 찾아내는 것을 볼 수 있다. 본 연구에서는 MOGL 특징식과 그 외의 특징식을 토대로 사이드 스캔 소나 영상의 특

성을 고려하여 인공물을 해저면으로부터 탐색 할 것이다.

### 3. 실험

#### 3.1 실험기기

본 연구에 사용한 사이드스캔 소나 영상은 Fig. 4 에서 보는 바와 같이 Chirp(FM 변조방식) 190-210KH z 음파를 사용하는 Benthos 사의 SIS-1500로부터 취득하였다. 좌우현 주사폭 50미터로 조정하여 자료를 취득하였으며, 자료취득시 함께 수신한 DGPS 위치 및 선속각 정보를 이용하여 256 그레이 레벨의 모자의 영상을 구성하였다. 이미지 프로세서로는 SIP-150 Ship Board Sonar 를 사용하고 소프트웨어로는 SSS- Mapper<sup>1</sup> 를 사용하여 모자의 영상을 얻어냈다.

주로 탐사 대상이 된 지역은 서해 영흥도, 자월도, 덕적도, 선미도, 한강 등으로 인공어초나 침선 등을 조사하였다. 이렇게 얻어진 모자의 영상은 Visual C++6.0 툴을 이용한 SSSMapper 알고리즘을 통해 영상처리 하였다.

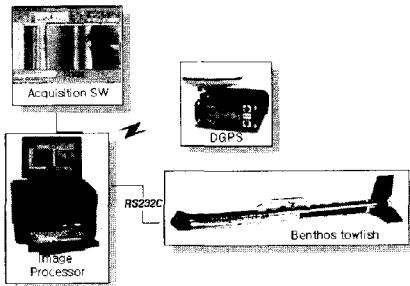


Fig. 4. Sidescan Sonar system.

#### 3.2 실험절차

Fig. 5는 사이드스캔 소나 데이터 처리 과정을 보여 주고 있다. 자료 취득 과정은 사이드 스캔 소나 시스템으로 미가공 음탐 자료를 취득한다. 전처리 과정은 소나의 음파 발사 주기와 GPS 데이터의 수신 주기의 불일치로 인해 다수의 음파가 동일 위치와 방향을 가지게 된다. 따라서 각 음파의 발사 시간에서의 위치와 방향으로 보간을 실시한다. 방사 보정 과정에서는 음향학적 특성에서 오는 각 음압 자료의 해상도를 해석

한다. 수중에서 음파는 일직선으로 전파되지 않고 부채꼴의 형태로 진행한다. 따라서 토우피시로부터의 거리에 따라서 반사되는 영역의 크기가 달라지게 된다. 기하 보정은 시간순으로 기록된 해저면 반사 음압 값을 토우피시로부터의 거리에 따른 음압값으로 바꾸어준다. 또한 예인선의 선속 등에 의한 영상의 일그러짐을 보정한다. 자료의 보정을 마친 음압값은 각 음압값의 위치로 매핑하여 모자의 영상으로 시각화한다. 영상 생성시 각 화소의 점침이나 음압값이 매핑되지 않은 화소의 보간이 같이 이루어진다. 수중에서의 음파는 산란이나 흡수 등에 의해 매우 작은 음압값을 가지고 생성되어 진다. 따라서 생성된 모자의 영상은 전체적으로 화소의 값이 작기 때문에 어두운 영상을 가지고 있다. 마지막으로 모자의 영상을 가지고 해석하는 단계로써 영상 분할이나 특정 영역을 탐색하거나 음압의 차이를 통해 저질을 분류해내는 과정이 이루어진다.

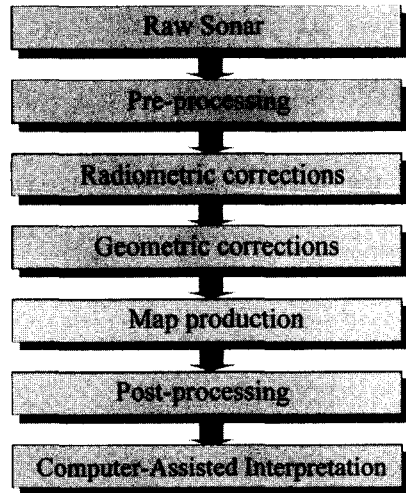


Fig. 5. Sidescan Sonar data processing.

#### 3.3 실험방법

본 연구에서 영상 분할을 하기 위한 처음 단계로는 모자의 영상을 입력 받아 GLCM를 생성했다. 텍스처 원소내의 텍스처 특징의 계산은 5x5 픽셀로 계산하였다. 더 좁은 간격으로 계산하는 것이 더 정확한 영상 분석이 될 것이다.

예를 들어 Fig. 6와 같은 그레이 레벨이 0부터 2사이의 5x5 행렬로 나타날 경우를 살펴보기로 한다.

<sup>1</sup> 사이드 스캔 소나 데이터를 모자의 영상으로 만들어 주는 알고리즘

0	0	0	1	2
1	1	0	1	1
2	2	1	0	0
1	1	0	2	0
0	0	1	0	1

Fig. 6. 5x5 Subimage(Gray Level[0-2]).

GLCM 이론을 적용하여 거리 함수 P 를 '한 픽셀 오른쪽' 로 정의 할 경우 식 10 과 같은 3x3 행렬로 나타난다.

$$A = \begin{pmatrix} 4 & 4 & 1 \\ 4 & 3 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix} \quad (10)$$

'한 픽셀 오른쪽'의 0→0 으로는 4 번의 빈도가 발생한다. 위의 행렬 A 를 전체 빈도수 20 으로 나누어진 행렬을 식 11 로 표현하고 이것을 GLCM 이라 한다

$$P_{ij} = \begin{pmatrix} 4 & 4 & 1 \\ 20 & 20 & 20 \\ 4 & 3 & 1 \\ 20 & 20 & 20 \\ 1 & 1 & 1 \\ 20 & 20 & 20 \end{pmatrix} \quad (11)$$

이러한 방법으로 GLCM 알고리즘을 수행하였고 해저면 위에 존재하는 물체는 음파가 전달되는 반대방향에 광학 음영과 같은 방식으로 음향 음영(Acoustic Shadow)이 생성되기 때문에, 음영과 강한 반사영역의 존재방식을 구조화하여 적용하면 효과적으로 소나 영상 내 물체 영역을 구분해 낼 수 있다. Fig. 7에서 보는 바와 같이 해저 인공물에 대한 히스토그램을 보면 그레이 레벨이 5~30 정도에 가장 많이 분포되어 있음을 알 수 있다. 이러한 것을 토대로 Fig. 8 은 사이드 스캔 소나 영상의 특성을 고려하여 특정한 임계치를 적용한 GLCM 방법이다.

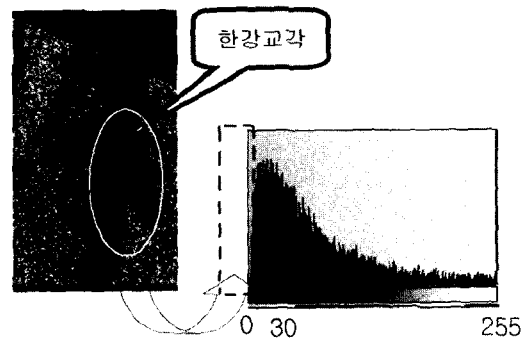
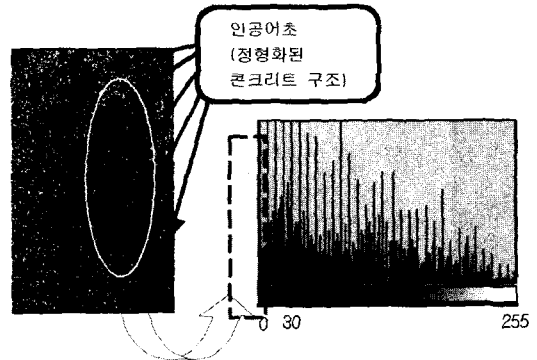
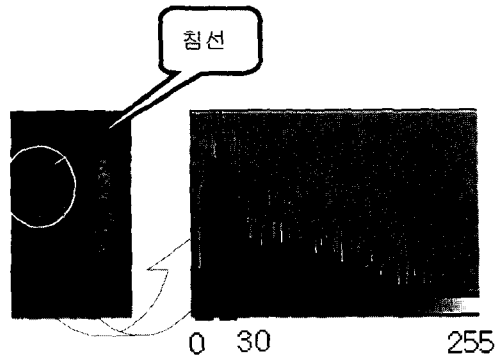


Fig. 7. 해저 특정 목표물에 대한 히스토그램.

3	4	4	5	5
128	225	15	13	5
2	6	12	20	8
8	25	19	255	0
5	21	7	0	125

→

0	0	0	5	5
0	0	15	13	5
0	6	12	20	8
8	25	19	0	0
5	21	7	0	0

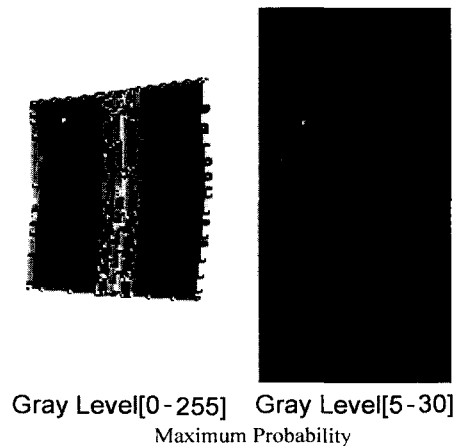
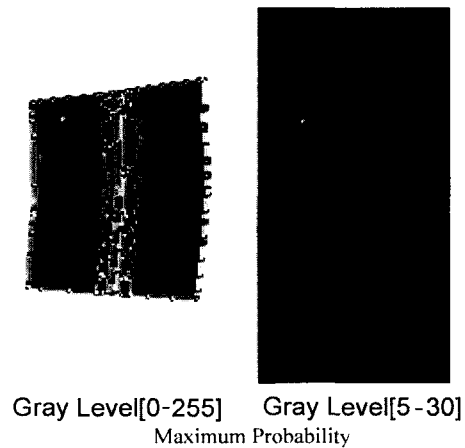
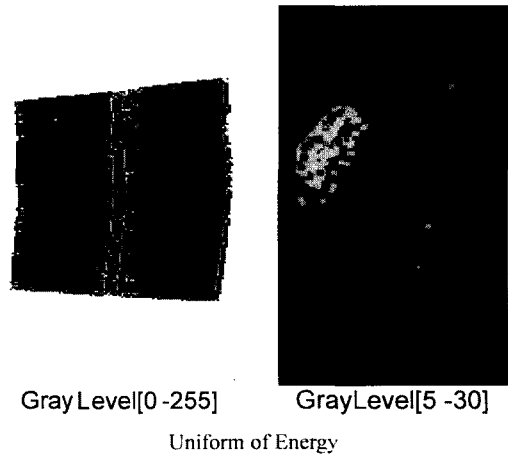
Fig. 8. 5 x 5 Subimage(Gray Level[0-255]→[5-30]).

#### 4. 결 과

Fig. 9는 서해 영흥도 침선 영상이다. 이 그림의 좌측 상단에 특정한 인공물을 볼 수 있다. 이 특정 목표물을 실험을 통하여 후보 영역으로 정하고 GLCM 방법으로 MOGL 특징식 및 다른 특징식을 적용하여 결과 영상을 얻었다. 이와 비교하여 본 연구에서 제안했던 사이드 스캔 소나 영상의 특성을 고려한 임계치를 적용한 GLCM의 방법과 결과와 비교하였다. 그 결과 MOGL과 그 외 다른 특징식의 적용한 결과의 경우 특정 목표물은 물론 원치 않은 정보 또한 결과로 표출되었다. 이에 반해 사이드 스캔 소나 영상의 특성을 고려한 본 연구에서 제시한 알고리즘은 해저면과의 인공물의 경계가 잘 탐색 되어지고 있는 것을 볼 수 있다. 이에 대한 결과 영상으로는 Fig. 10에 잘 나타나고 있다 Fig. (a)는 0~255 범위의 그레이 레벨상에서 목표물을 찾는 것이고 Fig. (b)는 5~30 그레이 레벨 범위에서 특정 목표물을 찾은 결과 영상이다. Fig. 10의 (b)의 경우 선형의 인공구조물로 추정할 수 있을 정도의 결과가 나타났다. 이 외에도 선미도 인공어초, 한강 교각 영상을 사이드 스캔 소나 특성을 고려한 임계치 적용 GLCM 방법을 통해 특정 인공물을 찾아내었다. Fig. 11은 선미도 인공어초 영상이다. 정형화된 인공물임에도 불구하고 주변의 잡음으로 인해 해저면으로부터 선형적인 구조로 탐색되지 못하는 단점이 있다. 이것은 전처리 과정을 비롯한 사이드 스캔 소나 프로세싱 과정에서 처리되어야 한다. 그러나 Fig. 12에서 보는 바와 같이 오른쪽 상단 부분은 비교적 정형화된 구조를 나타내고 있다. Fig. 13은 한강 광진교 교각 영상이다. 한강 탐사는 주로 한강 교각 주변 공사를 통해 버려진 철골 구조물이나 빔과 같은 인공물을 탐색하는데 그 목적을 두고 있다. Fig. 14는 한강 교각을 탐색한 것이다



Fig. 9. Wreck Ship(Size:105\*211).



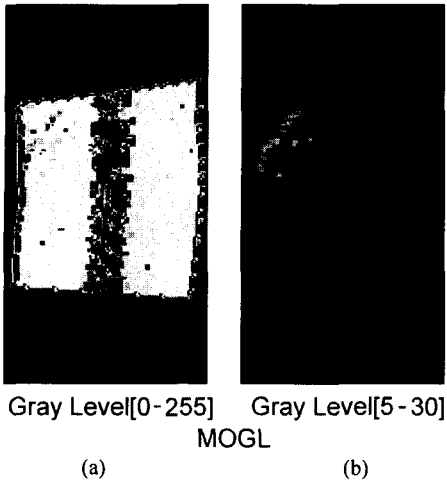
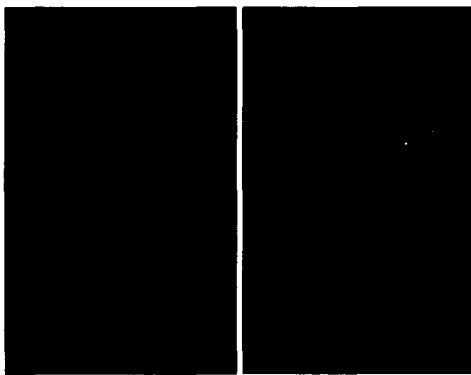


Fig. 10. Target Detection for Wreck Ship.



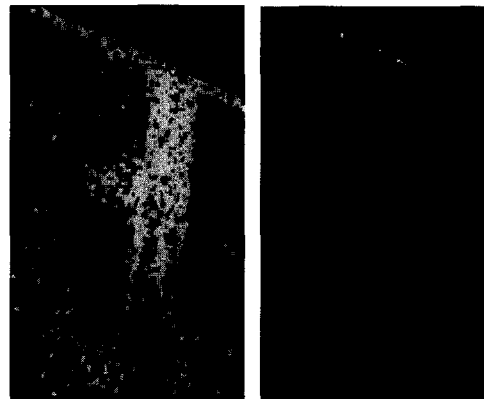
Fig. 11. Artificial fishreef(Size:256\*256).



Maximum Probability Homogeneity  
Fig. 12. Artificial Fishreef Detection from Seabed.



Fig. 13. KwangJin Bridge(Size:165\*250).



Uniform of Energy Maximum Probability

Fig. 14. Bridge Detection from Han-River.

## 5. 결 론

사이드 스캔 소나 영상은 소나 센서와 해저면 위의 놓여있는 구조물의 기하학적 위치 관계 및 구조물의 구성매질에 대한 반사 음압을 2 차원 평면영상으로 구성한 것이기 때문에 구조물과 구조물이 발생시키는 음압의 차이에 의해 물체를 자동으로 탐색(Detection)할 수 있으며, 음압의 차이를 이용하여 저질의 분포를 구분(Classification)해 낼 수 있다. 이러한 점에 착안하여 사이드 스캔 소나 특성을 이용한 GLCM 방법으로 해저면으로부터 특정 대상 물체인 인공 구조물을 탐색할 수 있었다. 하지만 사이드 스캔 소나 영상의 낮은 잡음 때문에 전처리 과정이 필수 사

항이다. 또한 인공구조물을 탐색하는데 있어서 인공구조물은 대부분 선형 구조물로 되어있기 때문에 해저면으로부터 인공물의 경계를 선형적으로 찾기는 쉽지가 않다. 또한 선형 구조물의 경계를 찾았다고 하더라도 컴퓨터가 그것을 인식하기란 쉽지가 않기 때문이다. 본 논문에서도 인간의 눈으로는 인공물인 것을 판단할 수 있지만 컴퓨터가 인공물과 자연물을 구분해내기가 쉽지가 않다. 인공물과 자연물을 구분해내는 알고리즘 연구는 향후 과제이다. 실시간으로 인공물과 자연물을 구분해내는 알고리즘이 개발된다면 해양 원격 탐사 분야에 큰 도움이 되리라 생각되어진다.

## 사 사

본 논문은 인하대학교 RRC 서해연안환경연구센터의 2001년도 특별프로그램(과제번호:2001-특-1) 및 (주)UST21 과의 산학협동 프로그램의 지원에 의해 수행되었습니다.

## 참고문헌

- 박요섭, 고성현, 김학일, 2001. 사이드스캔 소나를 이용한 해양구조물 정밀탐사기술 (인공어초탐사를 중심으로), 한국해안해양공학회 정기학술강연회 논문집, 12.
- 서상일, 1997. 수심을 고려한 사이드 스캔 소나 자료의 보정 및 분할, 인하대학교 석사 학위 논문.
- Thomas Beckett Reed IV and Donald Husson, 1989. Digital image processing techniques for enhancement and classification of SeaMarc II Side Scan Sonar Imagery, *Journal of Geophysical Research*, Vol. 94, No. B6, pp. 7469-7490.
- Max Mignotte, Christophe Collet, Patrick Perez and Patrick Bouthemy, 2000. Hybrid genetic optimization and statistical model-based approach for the classification of shadow shapes in Sonar Imagery, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 22, No. 2
- F.Schmitt, M.Mignotte, C.Collet, and P.Thourel, 1996, Estimation of noise parameters on Sonar Images, *Signal and Image Processing*, Vol. SPIE 2823, pp.1-12.
- J.Besag, 1985. On the statistical analysis of dirty pictures, *J.Royal Statistical Soc.*, Vol. B-48, pp.259-302.
- M.Mignotte, C.Collet, P.Perez and P.Bouthemy, 1997. Unsupervised markovian segmentation of Sonar Images, *Proc. Int'l Conf. Acoustics, Speech, and Signal P*

- rocessing*, Vol. 4, p.2, pp.781-782, p. 785.
- Haralick, Robert M., and Linda G. Shapiro, 1973. *Computer and robot vision*, Addison-Wesley, Vol 1,
- Gonzalez, Rafael C. and Richard E. Woods, 1992. *Digital image processing*, Addison-Wesley.
- Ioannis Pitas, *Digital image processing algorithms*.