

논문 2012-49SP-2-18

사이드스캔소나 이미지의 모폴로지 기법을 이용한 세그먼테이션에 관한 연구

(Research on Segmentation for Sidescan Sonar Image by Morphological Method)

이 지 은*, 심 태 보**

(Jieun Lee and Taebo Shim)

요 약

사이드 스캔 소나 이미지로부터 물체를 인식 및 식별하기 위해서 다양한 세그먼테이션에 관한 연구가 진행되고 있다. 그러나 기존 방법들은 성능은 거의 물체의 그림자 윤곽을 따라가고 노이즈도 특정방법에서는 많이 줄어들지만, 수행시간이 오래걸려 실용화하기에는 문제가 있는 것이 현실이다. 본 논문에서는 그림자와 배경을 분리해 내는 세그먼테이션을 시도하는데, 배경의 노이즈의 분포에 대한 특성과 물체의 그림자의 특성을 모폴로지 기법을 이용하여 분석하여 분리해내어 세그먼테이션을 얻어 내었다. 이 방법은 배경만의 특성을 이용하여 적용하였기 때문에 배경의 평균이 그림자보다 낮아도 유용하며, 여러 가지 물체가 존재해도 가능한 방법이다. 또한 수행시간을 1초내로 현격이 줄이는 결과를 도출하였다.

Abstract

There are many researches on segmentation of sidescan sonar image to recognize or classify the underwater objects. Although existing algorithms's performance is good in detecting object's shadow and reducing the underwater noise, the computing time is very low. In this paper we try to separate shadow from background and segment the underwater image by using morphological method using background's noise distribution characteristics and object's shadow characteristics. This algorithm is useful when the average of background is lower than the average of the shadow, because this is adjusted from the background's characteristics. Results shows that the algorithm works fine in multiple object environments and the computing time is reduced to 1 second.

Keywords: sidescan sonar image, segmentation, image processing, morphology

I. 서 론

수중은 미개척 분야 중 하나였지만 최근 상업적, 군사적으로 중요성이 강조되면서 수중환경에 대한 관심이

증대되고 있다. 수중에서 음파는 다른 어떤 전송매체보다 손실이 적기 때문에 음파를 이용한다. 수중 음파를 이용하는 시스템으로 소나 시스템이 있다. 그 중 사이드 스캔 소나는 해저의 표면을 검사하는 가장 중요한 시스템으로 수백 kHz의 주파수를 사용하여 해상도가 10cm 내로 증가되고 있다.

사이드 스캔 소나 이미지는 해저배경, 물체, 그리고 물체에 의한 그림자로 구분이 된다. 사이드 스캔 소나 이미지에서 1m×1m 내외의 작은 물체는 물체 자체보다는 그림자가 그 비중을 많이 차지한다.

Lee 등(2010)은 동일 지점에서의 차영상을 통한 세그먼테이션을 시도하였다. 이 방법은 배경이 바위배경처

* 학생회원, ** 정회원, 송실대학교 정보통신공학과
(Department of Information & Telecommunication Engineering, Soongsil University)

※ 본 연구는 국방과학연구소(계약번호: UD110064DD)와 민·군겸용기술사업(과제번호:08-DU-EE-02, 과제명: 센서 융합을 이용한 수중 다물체 자동 인식/식별 3차원 수중 영상 시스템 개발)의 지원으로 수행되었습니다.

접수일자: 2011년11월8일, 수정완료일: 2011년12월27일

럼 물체에 비해 변화도가 심하고 영역의 규모가 클 때 유용하다.^[1~3] 하지만 평시점과 검사시점의 두 영상이 필요하고 그 두 시점간의 해저의 변화가 크고 같은 위치를 같은 속도로 스캔하지 못한다면 유용하지 않다.

Lee 등(2011)은 레이블링 방법을 이용한 단일영상으로부터의 세그먼테이션을 시도하였다.^[4] 이 방법은 단일영상으로 감시시점에서만 스캔하면 된다는 장점이 있다. 그러나 배경의 명암의 크기가 그림자보다 적고 물체의 크기가 어느 정도 이상 클 경우 또한 물체가 하나일 경우만 가능한 방법이다.

Mignotte(2000)는 다양한 알고리즘을 사용하여 그림자와 배경을 세그먼테이션하는 방법들을 비교하였다.^[3] 성능에서는 우수한 결과를 보이지만 알고리즘의 복잡도가 크다. 또한 성능이 좋을수록 수행속도는 느려지는 결과를 보여준다. 전반적으로 수행속도는 9초~21초로 실용화 하는데 어려움이 있다.

본 논문에서는 모폴로지 기법, 즉 형태학적인 특성을 이용한다. 이는 기존 알고리즘의 순차적이거나 반복적인 연산이 아닌 행렬의 연산이 적용되는 방식이다. 이를 이용하면 알고리즘의 복잡도가 단순화되므로 연산속도를 크게 개선시킨다. 또한 성능면에서도 기존의 성능에 대등한 결과를 보여주었다.

II장에서는 이론, III장에서는 본 논문에서 제시하는 모폴로지 기반의 세그먼테이션 방법의 실험과정 및 실험결과와 분석을, IV장에는 결론을 맺었다.^[5]

II. 이 론

1. 모폴로지 기법

모폴로지 기법은 영상의 기본적인 특징은 유지하면서 형태에 변화를 주는 처리이다. 형태소를 가지고 침식, 팽창을 수행하며, 표지 영상 Mask 영상을 이용하여 재구성을 수행하는 방법들이 본 알고리즘에 적용된다.

가. 형태소

형태소란 마스크와 유사한 개념으로서 영상에서 픽셀들을 선택하는 역할을 하며, 그 모양이 다양한 형태를 띤다. 이때 히트는 영상의 물체 부분과 형태소가 일치한 것이 하나라도 존재할 때를 말한다. 또한 일치는 물체 부분과 형태소가 전부 일치한 경우이다.

또한 근원은 형태소의 진행되는 입력 픽셀과 출력 픽셀을 만드는 중심이 된다.

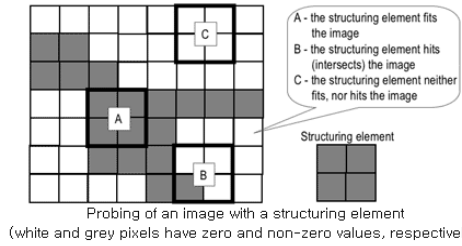


그림 1(a). 형태소
Fig. 1(a). Structuring element.

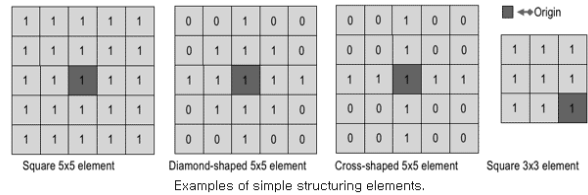


그림 1(b). 형태소의 근원
Fig. 1(b). Origin of Structuring element.

나. 침식

형태소들이 입력영상과 일치했을 때를 의미하며 식(1)과 같다.

$$g = f \ominus s \tag{1}$$

영역의 내부, 외부경계선으로부터 픽셀들의 층들이 벗겨진다. 다른 영역사이의 구멍과 간격 점점 커지며 작은 영역들이 제거된다.

침식은 영상으로부터 작은 크기의 영역을 제거하지만 동시에 관심 영역들의 크기도 줄여주게 된다.

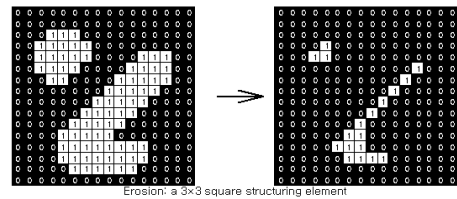


그림 2. 침식
Fig. 2. Erosion.

다. 팽창

형태소들이 입력영상과 히트했을 때를 의미하며 식(2)와 같다.

$$g = f \oplus s \tag{2}$$

팽창은 침식의 반대의 영향이다. 이 방법은 영역의 내부, 외부 경계선으로부터 픽셀의 한 층을 더해준다.

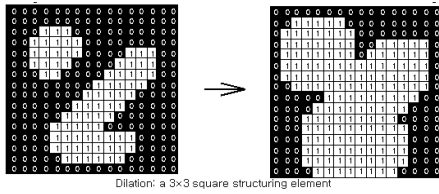


그림 3. 팽창
Fig. 3. Dilation.

효과를 준다.

하나의 영역으로 갇혀진 구멍들과 다른 영역들 사이의 간격들은 점점 작아지고 작은 영역의 경계선안으로의 작은 침입부분들은 채워진다.

라. 재구성

표지 영상의 반복적인 팽창을 수행하며 마스크 영상에 의해 제한된다.

모폴로지 방법인 재구성은 팽창 방법의 반복적인 시행에 기반 하지만 다음의 법칙을 따른다.

- (1) 처리는 한영상과 형태소보다는 표지와 마스크 두 영상에 기초한다.
- (2) 처리는 형태소보다는 연결의 개념에 기초한다.
- (3) 처리는 영상이 더 이상 변하지 않는 안정되는 시점까지 반복된다.

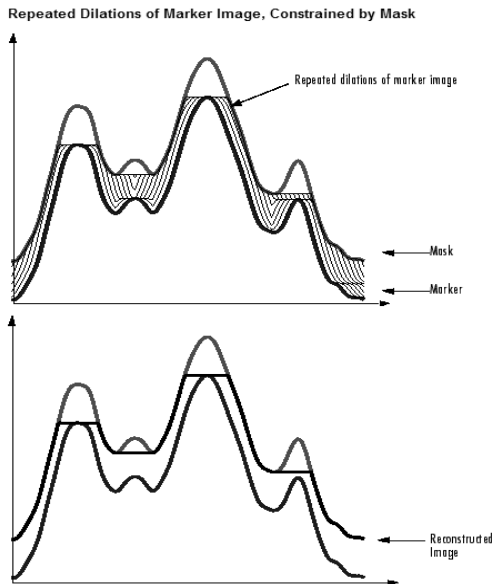


그림 4. 재구성
Fig. 4. Reconstruction.

2. 임계화

영상을 이진화 하기 위하여 먼저 임계값을 선정해야

하는데, 이 임계값을 구하기 위해 본 논문에서는 Otsu의 방법을 사용하였다.

가. Otsu의 방법

Otsu의 방법에서는 클래스 내의 분산을 최소화하는 임계값을 얻기 위해 최대한으로 반복 수행된다.

$$\sigma_w^2(t) = w_1(t)\sigma_1^2(t) + w_2(t)\sigma_2^2(t) \quad (3)$$

가중치 w_i 는 임계값 t 에 의해 분리된 두 클래스들의 확률들이며 σ_i^2 는 이들 클래스들의 분산이다.

Otsu는 클래스 내 분산의 최소화하는 것은 클래스간의 분산을 최소화하는 것과 같다는 것을 보여주었다.

$$\sigma_b^2(t) = \sigma^2 + \sigma_w^2(t) = w_1(t)w_2(t)\mu_1(t) - \mu_2(t)^2 \quad (4)$$

이 식은 클래스 확률 w_i 과 클래스 평균 μ_i 으로 표현되며 이것은 반복적인 방법으로 구해진다.

III. 실험 결과

1. 실험 과정

[그림 5]는 본 논문에서 제안하는 알고리즘의 순서도이다. 입력영상으로부터 배경영상에 초점을 맞추어서

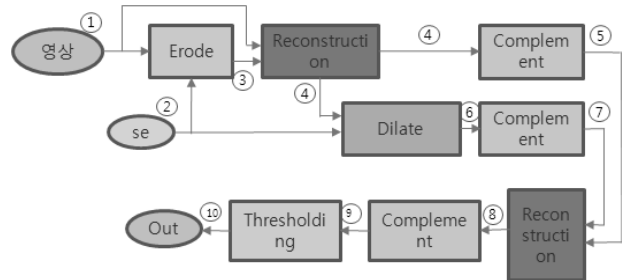


그림 5. 모폴로지 기법을 이용한 세그멘테이션 순서도
Fig. 5. Flowchart of segmentation using morphology method.

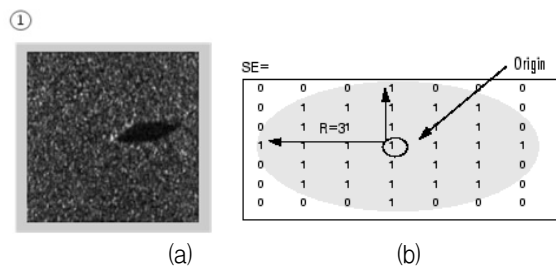


그림 6. (a)입력 영상 (b)형태소
Fig. 6. (a)Input image (b)Structuring element.

진행하고 또한 병렬적으로 그림자에 초점을 맞추어서 진행해 나가다가 두 가지 영상이 병합이 되어 배경의 특징과 그림자의 특징이 남게 된다.

[그림 6~10]은 본 논문에서 제안하는 알고리즘의 순서도에 따른 중간과정의 영상들이다. 각 중간과정은 ①~⑩과 같다.

[그림 6-a]는 본 실험의 입력 영상이다.

[그림 6-b]는 형태소로 물체의 그림자의 크기와 배경의 수중노이즈를 고려하여 사이즈 7×7, 디스크 형태를 사용하였다.

영상3은 입력 영상을 [그림 6-b]의 형태소를 이용하여 침식한 영상이다. 입력영상에서 배경의 흰색 노이즈는 뭉그러지고, 검은색 그림자는 확장되었다.

영상4는 입력 영상과 영상3의 재구성 영상이다. 여기서 마스크 영상은 입력 영상이며 표지 영상은 영상3이다.

입력 영상의 작은 영역의 흰색 노이즈는 입력 영상의 배경의 검은색 픽셀값까지 다운된다. 그리고 배경은 입력 영상의 배경의 검은색 픽셀값으로 평균화된다. 또한 물체의 그림자 부분은 마스크 영상인 입력 영상을 검은 픽셀값들을 따르므로 입력 영상의 그림자 모형을 유지한다.

영상5는 영상4의 반전 영상이다. 배경의 검은색 노이즈의 영향으로 반전으로 인해 흰색 노이즈가 나타난다.

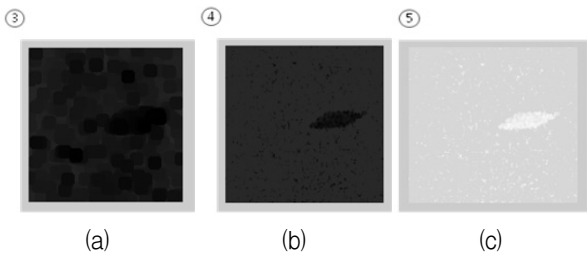


그림 7. (a)영상3 (b)영상4 (c)영상5
Fig. 7. (a)Image3 (b)Image4 (c)Image5.

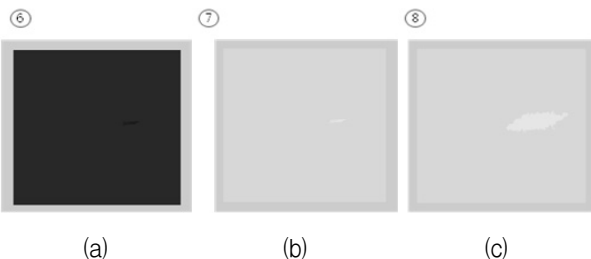


그림 8. (a)영상6 (b)영상7 (c)영상8
Fig. 8. (a)Image6 (b)Image7 (c)Image8.

반대로 그림자의 흰색 노이즈의 영향으로 반전으로 인해 검은색 노이즈가 나타난다.

영상6은 영상4의 팽창 영상이다. 영상4의 상대적으로 흰 배경이 확장되고 검은 그림자 영역이 축소된다. 여기서 배경은 일정한 픽셀값으로 안정이 된다.

영상7은 영상6의 반전 이미지이다. 배경의 노이즈 부분이 모두 뭉그러진 것을 확인할 수 있다.

영상8은 영상5와 영상7의 재구성 이미지이다. 여기서 마스크 영상은 영상5이며 표지 영상은 영상7이다.

영상5의 흰색 노이즈 부분이 배경의 상대적으로 검은색 픽셀값까지 떨어지며 물체의 그림자 부분 역시 마스크 영상의 검은색 픽셀값까지 떨어지며 안정이 된다.

영상9는 영상8의 반전 영상이다. 배경의 노이즈가 스무딩되어 있고, 그림자가 형태를 유지하고 있다. 그러나 육안으로 구분이 잘 안 간다.

영상10은 영상9의 Otsu의 방법으로 두 개의 클래스로 임계화하여 이진화한 영상이다. 배경의 노이즈가 사라지고 물체의 그림자가 형태를 유지하고 있다.

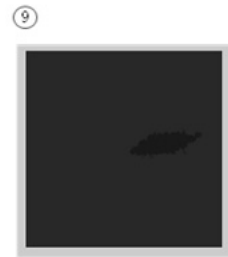


그림 9. 영상9
Fig. 9. Image9.



그림 10. 영상10
Fig. 10. Image10.

2. 실험 결과

[그림 11]은 본 논문에서 제안하는 알고리즘에 의한 결과 영상이다.

배경의 노이즈가 현저히 감소하여 남아있지 않다. 또한 그림자가 형태를 유지하여 내부에 노이즈가 남아있지 않아 좋은 성능을 보여준다.

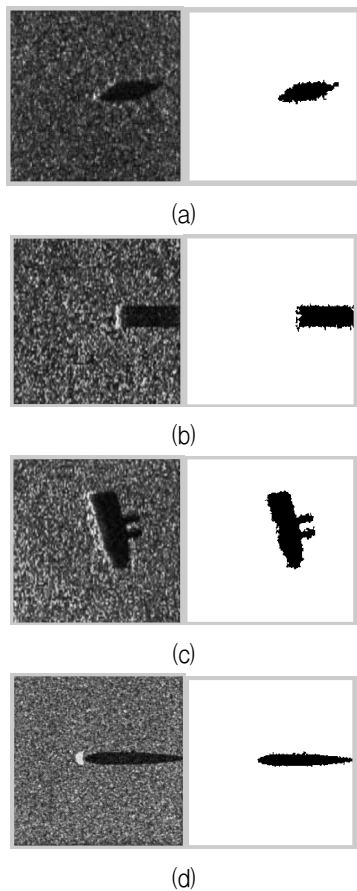


그림 11. 실험 결과
Fig. 11. Experiment result.

3. 실험 결과 분석

기존의 사이드 스캔 소나 이미지의 세그먼테이션에

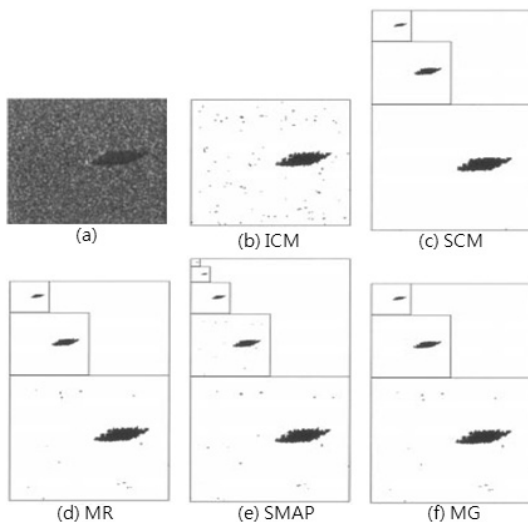


그림 12. 기존 결과
Fig. 12. Existing Results.



그림 13. 본 논문의 결과
Fig. 13. Result of this paper.

TABLE V
COMPUTATIONAL COST OF THE SEGMENTATION TECHNIQUES, EXPRESSED IN NUMBER OF "EQUIVALENT ITERATIONS" (TOTAL NUMBER OF SITE UPDATES/N), AND CPU TIMES, FOR 256 × 256 SONAR IMAGES

	ICM	MG	SCM	MR	SMAP
# iter.	5	7.75	15.25	12.5	3.5
cpu time	13s	21s	40s	32s	9s

그림 14. 기존 결과의 수행속도
Fig. 14. Existing result's computing time.

관한 기법에는 Iterated Conditional Modes(ICM), Scale causal multigrid(SCM) Multiresolution(MR), Sequential maximum a posteriori(SMAP), Multigrid (MG) 방법들이 있으며 결과 영상은 [그림 12]와 같다.

SCM이 그림자의 모형을 유지하고 배경노이즈가 거의 없어 가장 좋은 성능을 보여주고, SMAP, MR, MG, ICM순으로 성능을 보여주고 있다.

[그림 13]은 본 논문에서 제안하는 알고리즘에 의한 결과 영상으로 기존의 방법에 의한 결과 영상 중 가장 성능이 좋은 SCM과 비교하여 볼 때, 대등한 결과를 보여준다.

그러나 [그림 14] 에서와 같이 수행시간을 살펴보면 256×256 사이즈의 입력영상에서 ICM 13초, MG 21초, SCM 40초, MR 32초, SMAP 9초로 수행 시간이 많이 걸린다. 본 논문에서 제안하는 알고리즘은 268×260 사이즈의 입력영상에서 0.418155초의 성능을 보여주었다.

사이드 스캔 소나 이미지는 수중 영상으로는 해상도가 높지만 수중 노이즈로 인해 자동 인식으로는 제약점이 많다. 1m×1m내외의 작은 물체를 인식하기 위해 다양한 세그먼테이션 방법들이 제안되어 왔다. 그러나 성능은 좋아지지만 그 수행속도가 오래 걸려 실용화하기에는 문제점이 있는 것이 현실이다.

본 논문에서는 모폴로지 방법을 이용한 세그먼테이션 방법을 제안하였다. 이 방법은 물체와 물체에 의한 그림자의 두 클래스로 세그먼테이션을 수행하며 Otsu의 방법에 의해 임계화를 거쳐 이진화 된다. 배경이 물

체의 그림자 보다 낮은 픽셀값을 가질 경우에도 유용하며 작은 물체일 경우 또한 물체가 여럿 존재할 때도 가능한 방법이다.

IV. 결 론

본 논문에서는 사이드 스캔 소나 이미지의 단일 영상으로부터 모폴로지 기법, 침식, 팽창, 그리고 재구성의 여러 가지 조합을 적용하여 Otsu의 방법에 의한 임계화를 거쳐 그림자와 배경의 영상을 얻어낸다.

본 논문에서 제안하는 알고리즘은 기존의 알고리즘에 의한 세그멘테이션 방법들에 비교해 대등한 성능을 보이며 특히 수행시간이 탁월히 감소되는 결과를 보여준다. 이는 모폴로지 기법, 즉 행렬의 연산으로 처리되는데 기반하여 수행시간을 단축시키는 결과를 도출한다.

그러나 모폴로지를 이용한 방법이므로 형태소의 선정 문제와 임계화 의 방법에서 다양한 방법의 고찰이 필요하다.

사 사

본 연구는 국방과학연구소(계약번호: UD110064DD)와 민·군겸용기술사업(과제번호:08-DU-EE-02, 과제명: 센서 융합을 이용한 수중 다물체 자동 인식/식별 3차원 수중 영상 시스템 개발)의 지원으로 수행되었으며, 이에 감사드립니다.

참 고 문 헌

- [1] Jieun Lee, Taebo Shim, "Recognition of underwater objects using the differential image method", 2010. 7, 5th ISAET(International Symposium on Acoustic Engineering and Technology) 2010
- [2] 이지은, 심태보, 남상우, 최병득, "수중 물체를 인식하기 위한 임계치 설정", 2010년도, 한국음향학회, 2010.11.11, 제29회 수중음향학 학술발표회
- [3] 이지은, 이재은, 심태보, 조동래, 최병득, "차영상을 이용한 수중 영상에서 원통형물체 인식, 식별", 국방과학연구소 창설 40주년 기념 종합학술대회, 해양무기, 2010.8.3
- [4] Jieun Lee, Taebo Shim, Sangwoo Nam, and Byeongdeuk Choi, "Automatic Acquiring of 3-mode Image from Side Scan Sonar for

Recognizing object", ASK-ASJ Joint Conference on Acoustics 2011, 2011.1.22

- [5] Max Mignotte, Christophe Collet, Patrick Perez, and Patrick Bouthemy, "Sonar Image Segmentation Using an Unsupervised Hierarchical MRF Model", IEEE Transactions on Image Processing, vol.9, No.7, July 2000.

저 자 소 개



이 지 은(학생회원)
2003년 숭실대학교 정보통신
공학과 학사 졸업.
2010년~현재 숭실대학교 정보
통신공학과 석사 과정.

<주관심분야 : 수중음향 영상처리>



심 태 보(정회원)
1974년 서울대학교 문리대
학사 졸업.
1980년 서울대학교 물리해양학
석사 졸업.
1986년 루이지애나 주립대학교
물리해양학 박사 졸업.

<주관심분야 : 수중음향, 통신, 신호처리, 수중음향 영상처리>