

논문 2016-53-3-10

소나영상을 이용한 수중 물체의 식별

(Identification of Underwater Objects using Sonar Image)

강 현 철*

(Hyunchul Kang[Ⓢ])

요 약

소나 영상에서 수중 물체의 검출과 분류는 도전적인 과제이다. 본 논문에서는 소나 영상과 영상처리기법을 이용하여 해저의 물체를 식별하는 시스템을 제안한다. 수중 물체의 식별 과정은 수중 물체 후보 영역 검출과 물체 식별의 두 단계로 구성된다. 영상 정합(image registration) 기법을 이용하여 수중 물체 후보 영역을 검출하고, 기준에 획득된 기준 배경 영상과 현재 스캔된 영상 사이의 공통된 특징점을 검출하여 정합한 후, 두 영상의 차 영상(difference image)을 구하여 검출한다. 검출된 물체는 고유벡터와 고유값을 특징으로 사용하여 데이터베이스내의 패턴과 가장 유사한 패턴으로 분류한다. 제안하는 수중 물체 식별 시스템은 최단 소행 항로(Q route) 확보와 같은 응용에 효율적으로 사용될 수 있을 것으로 기대된다.

Abstract

Detection and classification of underwater objects in sonar imagery are challenging problems. This paper proposes a system that detects and identifies underwater objects at the sea floor level using a sonar image and image processing techniques. The identification process of underwater objects consists of two steps: detection of candidate regions and identification of underwater objects. The candidate regions of underwater objects are extracted by image registration through the detection of common feature points between the reference background image and the current scanning image. And then, underwater objects are identified as the closest pattern within the database using eigenvectors and eigenvalues as features. The proposed system is expected to be used in efficient securement of Q route in vessel navigation.

Keywords : 수중 물체, 초음파 영상, 영상 처리, 물체 인식, 특징 추출(Underwater Object, Sonar Image, Object Recognition, Feature Extraction)

I. 서 론

수중 물체 검출은 수중의 기뢰나 다른 물체들을 탐지하는 수중 탐사 분야에서 매우 중요한 기술이다. 특히 수중 기뢰는 선박의 안전 항해에 큰 위협물이며, 사람이 직접 수중으로 들어가 수작업을 통하여 기뢰를 찾는 일은 매우 어려운 작업으로 기뢰를 자동으로 탐지하고

식별하는 시스템의 개발이 필요하다. 해저에 존재하는 자연 구조물 및 사람에 의해 버려진 쓰레기, 폐선박과 같은 물체들 때문에 수중 기뢰와 같은 특정한 물체를 검출하고 식별하는 것은 매우 어려운 작업이 된다.

본 논문에서는 소나(sonar)를 이용하여 영상을 획득하고, 영상처리와 패턴인식 기법을 이용하여 수중 물체를 검출하고 식별하는 시스템을 제안한다.

수중 물체의 검출과 식별은 크게 두 가지 방법으로 이루어질 수 있다.

첫 번째 방법은 수중 탐색 영역에 대한 사전 지식 없이 물체를 검출하고 식별하는 방법으로 다양한 종류의 수중 물체와 다양한 모습의 수중 암석들로부터 기뢰와 같은 특정한 물체를 검출하고 식별하는 것은 현실적

* 정회원, 인천대학교 정보통신공학과
(Dept. of Information and Telecommunication Eng.,
Incheon National University)

Ⓢ Corresponding Author(E-mail: hckang@inu.ac.kr)

※ 본 연구는 2013년도 인천대학교 자체연구비 지원에 의하여 연구되었음.

Received ; December 8, 2015 Revised ; February 29, 2016

Accepted ; March 4, 2016

으로는 거의 불가능하다.

두 번째 방법은 해저에 대한 사전 지식을 갖고 물체를 검출하고 식별하는 방법으로 이전에 스캔된 해저 모습과 현재의 해저의 모습의 차이를 구하여 물체를 검출하고, 검출된 물체를 식별하는 방법으로 항로 탐사(route survey), 최단 소행 항로(Q-route)의 확보와 같은 응용에서 사용되고 있다.

본 논문에서는 탐색하고자 하는 해저의 사전 지식을 갖고 수중 물체를 검출하고 식별하는 시스템을 구현하며, 영상 정합(image registration) 기법을 이용하여 기준 배경 영상과 현재 영상의 공통된 특징을 검출하여 정합한 후, 차 영상(difference image)을 구하여 수중 물체의 후보 영역을 검출하고, 검출된 물체는 코사인 거리(cosine distance)를 이용하여 데이터베이스 내의 패턴과 가장 가까운 패턴으로 분류함으로써 물체를 식별한다.

II. Sonar 시스템

sonar는 sound navigation and ranging의 줄인 말로 파의 감쇄가 심한 수중에서 멀리까지 전달될 수 있는 초음파를 이용하여 소나 영상을 형성하여 수중 물체를 탐색하는 데, 빔의 개수에 따라 단일 빔 소나와 다중 빔 소나로 나눌 수 있다.

단일 빔 소나는 음파를 해저바닥에 비스듬히 보내고 그 반사파를 수신하여 영상화하는 소나 시스템으로 측면 주사 소나(side scan sonar)라고도 한다. 육상 지형을 항공사진으로 촬영하듯이 해저면을 주사하는 데, TV 화면을 주사선으로 채우는 것과 비슷한 개념으로, 해저면을 얇고 긴 띠모양으로 탐사하여 연속적으로 모아 놓은 형태로 해저면은 영상화된다.

따라서 침선, 장애물, 해저전선, 해저 파이프라인, 어초 등 해저면에 놓여 있는 물체나 구조물의 확인이 가능하다. 그리고 해저 지형과 지질구조, 해저 퇴적물의 분포 형태와 범위 등의 지질해양학 조사 분야에서 사용된다.

다중 빔 소나는 단일 빔 소나에 비하여 고해상도의 영상 분해능과 넓은 조사 영역(swath)를 가질 수 있기 때문에 해저 지형 탐사 장비로 최근 많이 활용되고 있다. 다중 빔 소나는 송수신 트랜스듀서는 배열 센서로 제작되며, 이러한 배열 센서는 구동시 위상차를 조절하여 지향각을 가지는 음향 빔을 생성할 수 있다.

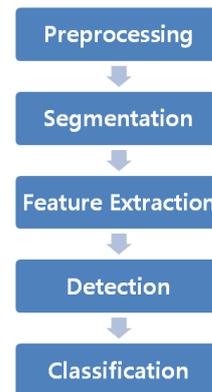


그림 1. 수중 물체 검출 과정

Fig. 1. Process of underwater object detection.

III. 수중 물체 인식 과정

소나를 이용한 수중 물체 검출 및 인식 과정은 그림 1과 같다.

첫 번째 단계는 전처리 과정으로 소나를 이용하여 획득된 데이터의 잡음을 제거한다. 소나 영상에는 잡음과 클러터가 존재하고 있으며, 이를 제거하기 위하여 잡음 제거 과정이 필요하다.

기존의 잡음 제거 기법으로는 평균 필터, 가우시안 필터, 중앙값 필터 등이 사용된다. Mann, Agathoklis, Antoniou^[1]는 중앙값 필터를 사용하여 멀티빔 소나에서 획득된 특이값(outlier)을 검출하여 제거하였다. 수중 음파 탐지기를 통하여 획득된 데이터가 일반적으로 어둡고 낮은 콘트라스트를 가지게 되는데, Neumann^[2]은 nonlinear logarithmic spreading을 제안하여 콘트라스트를 개선하였다.

두 번째 단계는 영상 분할(image segmentation) 과정으로 배경으로부터 기뢰와 같은 수중 물체의 후보 영역을 추출한다. Stewart, Jiang, Marra^[3]는 texture와 영역의 평균 밝기를 이용하여 영상을 분할하고 해저 지형을 침전지, 경사면, 계곡으로 분류하였다. Castellano, Gray^[4]는 thresholding segments를 제안하여 임계값을 이용하여 물체와 그림자, 그리고 배경 영역을 분할하였다. Langner, Knauer, Jans, Ebert^[5]는 k-means와 통계학 기반의 분할을 사용하였다. Chew, Tong, Chia^[6]는 측면 주사 소나 영상을 적응 임계 분할 기법(adaptive threshold segmentation)을 사용하여 분할하였고, 전처리 단계에서 Self-adaptive power filtering 기법을 사용하였다. Dura, Bell, Lane^[7]은 비지도 마코프 분할(unsupervised Markovian segmentation) 알고리즘을 사용하여 이미지를 분할하였다.

세 번째 단계에서는 수중 물체의 후보 영역의 특징(feature)을 추출한다. 특징을 기반으로 물체를 분류 또는 식별할 수 있으며, 암석, 화산 등 다양한 해저 물체와 기뢰와 같은 물체(mine-like object, MLO)를 구별하기 위한 정보로 사용한다.

Tucker, Azimi-Sadjadi, Dobeck^[8]는 정규 상관 분석(canonical correlation analysis) 기반의 특징을 추출하였다. 정규 좌표 분해(canonical coordinate decomposition)를 별도로 수행하지 않고도 이후의 연속적 분류에 대한 유용한 특징을 추출하는데 해저 바닥에서 반사되어 획득된 데이터를 이용하여 물체의 크기, 모양, 강도들이 추출된다. 단계적 특징 선택 과정은 검출 및 분류의 확률을 최적화하기 위한 특징의 서브셋을 결정하는데 사용된다. Chandran, Elgar, Nguyen^[9]은 고차 스펙트럼(higher order spectra) 기반의 특징 선택을 제안하였다. 강도, 크기, 모양, 양수와 음수의 극값들은 블록이 기뢰를 포함하는지 안하는지 결정하는 데에 유용한 정보를 포함한다. 그러나 크기나, 위치, 방향 변화에 민감하다. Shang, Brown^[10]은 주성분 분석(principal component analysis)을 사용하여 특징을 추출하고, 다층 신경망(multi-layer feedforward neural network)을 이용하여 수중 물체를 분류하였다. Hoelscher-Hoebing, Kraus^[11]은 측면 주사 소나 영상에서 특징을 추출하기 위하여 Expectation Maximization(EM) 알고리즘을 사용하였다. Coiras, Mignotte, Petillot, Bell, Lebart^[12]은 특징 추출을 위하여 central filters를 사용하였다.

네 번째 과정은 검출 과정이며, 이 과정에서는 추출된 특징 정보를 이용하여 수중 물체들을 검출한다.

수중 물체를 검출하는 간단한 방법은 수중 음파 탐지기로부터 획득된 데이터에서 배경보다 밝은 값을 추출한다는 전제하의 임계값을 할당하는 방식이다. 이 방법은 특징이 없는 배경에서는 검출율이 높지만, 잡음이나 텍스처가 많은 배경에서는 검출율이 낮다. Tucker, Azimi-Sadjadi, Dobeck^[8]는 정규 상관 분석을 이용한 최적의 Neyman Pearson 검출 방법을 제안하였다. 고해상도 소나 이미지에서의 물체 검출 및 인식은 정규 좌표 분해 최적의 Neyman Pearson 검출 방식과 특징 추출 방법인 정규 상관 분석을 이용하였다. 두 방식은 모두 정규 상관관계가 소나 이미지 내 관심영역에 형성된다. 이러한 정규 상관관계로부터 일관성 또는 비일관성을 측정할 수 있다. Langner, Knauer, Jans, Ebert^[5]는 자동 물체 감지 및 분류를 제안하였다. 스테이크 알고리즘을 이용하여 하이라이트 영역을 분할하는 반복적인

영상 분할을 사용하여 검출하였다. Saisan, Kadambe^[13]은 likelihood ratio를 사용하여 이진 검색을 하였다. 제안된 수중 기뢰 검출은 몇 가지 요소로 구성되어 있다. 1) 모양 정규화(shape normalization), 2) 모양 정규화된 기뢰 이미지를 부공간(subspace)에 투영, 3) 마지막으로 기뢰 검출의 이진 결정을 위하여 새로운 기뢰 이미지와 기뢰 부분 공간과의 거리를 측정하여 유사성을 측정하는 결정론적 분석(decision theoretic analysis)을 사용하였다. Quintal, Kiernan, Byrne, Dysart^[14]는 물체를 검출하기 위하여 Automatic Contact Detection 알고리즘을 사용하였다.

마지막 과정은 인식과정이며, 패턴 분류기(pattern classifier)나 신경 회로망(neural network) 등을 이용하여 검출된 물체가 MLO인지 아닌지를 판단한다.

검출된 물체는 분류 과정을 통하여 MLO 여부를 판단한다. Rao, Mukherjee, Gupta, Ray, Phoha^[15]는 symbolic pattern analysis를 이용하여 MLO를 검출하였고, Dobeck, Hyland, Smedley^[16]는 KNN (k-nearest neighbor) 분류기를 사용하여 분류하였다. Dura, Zhang, Liao, Dobeck, Carin^[17]은 커널(kernel) 기반의 능동 학습(active learning)을 이용하여 MLO를 검출하였다.

IV. 차 영상을 이용한 수중 물체 인식

1. 수중 물체 검출

이전에 획득한 해저 영상(배경 영상, 또는 기준 영상)과 현재 스캔하는 해저 영상과의 차 영상(difference image)을 계산하고, 수중 물체 후보 영역을 검출한다.

수중 물체 후보 영역은 잡음 제거, 영상 정합, 차 영상 추출의 과정을 거쳐서 검출한다.

1) 잡음 제거

소나 영상에는 클러스터 등에 의하여 스펙클과 같은 잡음이 존재하게 되는데, 이를 제거하기 위하여 중앙값(median) 필터, 평균값(average) 필터, 가우시안 필터 등을 사용한다. 본 연구에서는 3*3에서 11*11까지의 5가지 크기의 가우시안 필터로 실험하였고, 그 중 잡음 제거 효과가 가장 큰 9*9 필터를 사용하였다. 그림 2에 다양한 크기의 가우시안 필터의 효과를 예시하였다.

2) 영상 정합

동일한 위치의 해저 영상을 획득하는 것은 불가능하다. 또한 배의 흔들림 등으로 인하여 회전(rotation), 이

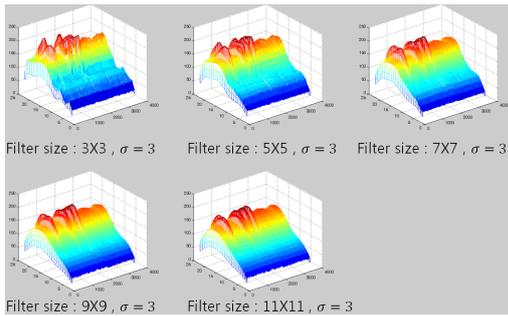


그림 2. 다양한 크기의 가우시안 필터의 효과
Fig. 2. The effect of Gaussian filter of various sizes.

동(translation), 스케일(scale)이 다른 영상을 획득하게 된다. 따라서 이전에 스캔된 해저의 모습과 현재 스캔 영상과의 차 영상을 이용하여 수중 물체를 검출하기 위해서는 두 영상을 일치시키는 영상 정합(image registration) 과정이 필요하다.

영상 정합은 각 영상의 특징을 추출하고 각 영상에 대하여 유사도가 최대가 되는 특징점을 추출하고 이 특징점들의 결합을 통하여 두 영상의 회전, 이동, 스케일의 차이를 계산하고 하나의 영상을 그 차이만큼 회전, 이동, 스케일 변환을 하여 두 영상을 일치시킨다. 그림 3에 영상 정합 과정을 나타내었다.



그림 3. 이미지 정합 과정
Fig. 3. Process of Image Registration.

영상 정합에 사용하는 특징은 회전, 이동, 스케일 변환에 강인한 특성을 가져야 하는 데, 모서리 검출^[18], Histogram of Oriented Gradient(HoG)^[19], Scale Invariant Feature Transform (SIFT) 특징과 Speeded Up Robust Feature(SURF) 특징 등을 많이 사용한다.

SIFT 특징^[20]은 밝기의 변화가 지역적으로 극값인 key point 부근의 이웃들의 밝기의 변화율 방향과 크기를 나타내는 히스토그램으로 key point를 묘사한다. SIFT 특징은 회전, 이동, 크기 배율 변환에 불변이며, 투시 변환(perspective transform)과 조명 변화에 강인하여 물체 인식, 파노라마 영상 합성, 다시점 영상 합성, 제스처 인식 등에 응용되고 있다.

SIFT에서 중요점(key point)는 규모 공간(scale space)에서의 극값으로 추출되는데, 규모 공간은 (식 1)과 같이 Difference of Gaussian (DoG)로 구성한다.

$$D(x, y, \sigma) = L(x, y, k_1\sigma) - L(x, y, k_2\sigma) \quad (1)$$

여기서, $L(x, y, k\sigma)$ 는 (식 2)와 같이 스케일 $k\sigma$ 에서의 가우시안(Gaussian) 필터와 원 영상의 컨벌루션으로 구하며, DoG는 연속된 규모 공간 $k_1\sigma$ 와 $k_2\sigma$ 에서의 가우시안 평활화된 영상의 차이로 구한다.

$$L(x, y, k\sigma) = G(x, y, k\sigma) * I(x, y) \quad (2)$$

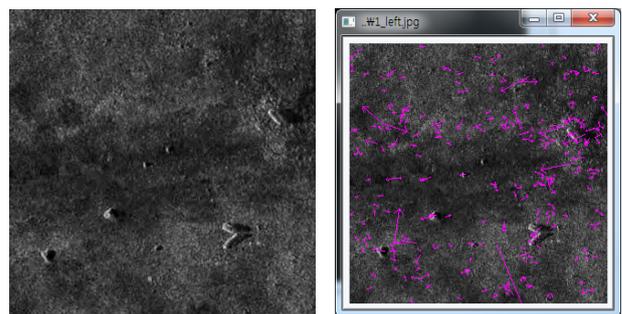
가우시안 커널의 분산이 클수록 스케일이 작은 영상을 만드는 효과를 얻을 수 있다.

이렇게 선택된 중요점은 스케일 변화에 불변인 특성을 갖게 되며, 중요점 부근의 이웃들에 대하여 스케일 σ 에서의 평활화 영상 $L(x, y)$ 의 밝기 변화율의 크기 $m(x, y)$ 와 방향 $\theta(x, y)$ 를 (식 3)과 같이 구한다.

$$m(x, y) = \sqrt{(L(x+1, y) - L(x-1, y))^2 + (L(x, y+1) - L(x, y-1))^2}$$

$$\theta(x, y) = \text{Tan}^{-1}(L(x, y+1) - L(x, y-1), L(x+1, y) - L(x-1, y)) \quad (3)$$

각 방향에 대하여 이웃 점들의 가중치를 구하고 가장 큰 값을 갖는 방향이 대표 방향이 된다. 그리고 중요점 부근의 4 x 4 영역에 대한 방향 히스토그램으로 중요점을 표현한다. 그림 4에 해저 영상의 SIFT 특징을 나타내었다.



(a) 원본 이미지
(a) Original image
(b) SIFT 특징
(b) SIFT features

그림 4. SIFT 특징의 예
Fig. 4. An example of SIFT features.

이제, 대응 쌍들로부터 이동량, 회전량, 스케일 등을 계산하고 어파인(affine) 변환을 적용하여 하나의 영상을 변환하여 두 영상을 일치시킨다.

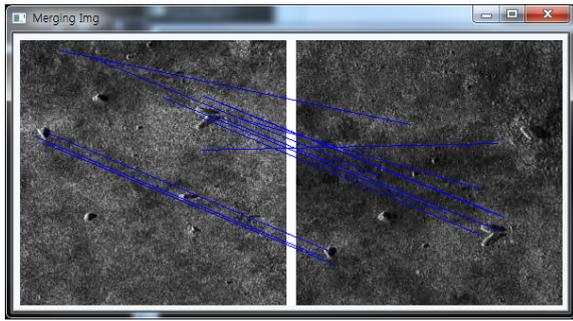


그림 5. 특징점 정합
Fig. 5. Correspondence between key points.

그림 6은 두 장의 이미지 중 한 장을 변환시켜 두 장이 겹치도록 정합한 결과를 보여주고 있다.

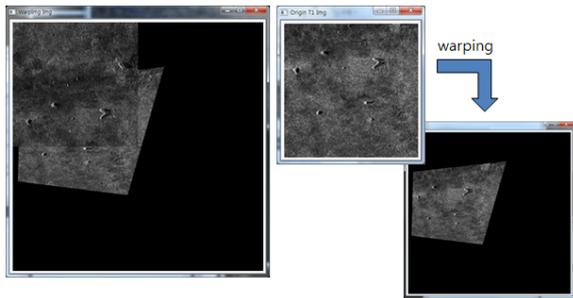


그림 6. 이미지 정합 과정
Fig. 6. Image registration process.

3) 물체 후보 영역 검출

차 영상(difference image)은 다른 시간대에서 동일한 위치의 두 영상에서의 물체 이동을 검출하거나 배경 제거, 조명 균일화 등에 사용된다. 그림 7과 같이 물체와 배경이 함께 있는 영상에서 배경만 있는 영상(배경 영상 또는 기준 영상)을 빼서 차 영상을 구하면 물체 후보 영역을 검출할 수 있다.

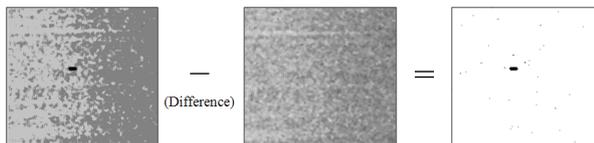


그림 7. 차영상을 이용한 물체 검출의 개념
Fig. 7. Object detection using difference image.

그림 8은 해저 영상에서 영상 정합 후 차 영상을 구한 결과이며, 물체의 후보 영역을 검출할 수 있다.

그러나, 소나 영상의 차 영상에는 사람의 눈으로는 잘 구별되지 않는 많은 잡음 성분들이 포함되어 있기 때문에 차 영상에서 직접 물체 후보 영역을 추출하기는 쉽지 않다.

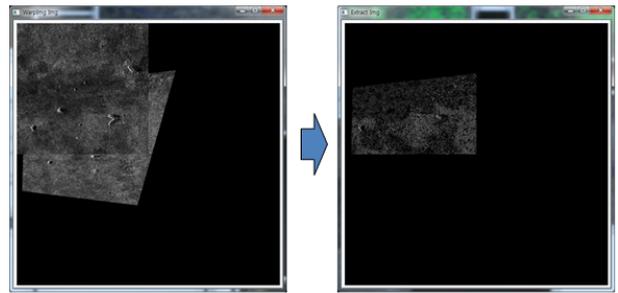


그림 8. 해저 영상에서 영상 정합 후 구한 차 영상
Fig. 8. Difference image after image registration.

영상에서 배경 영역을 제거하고 물체를 추출하는 과정을 영상 분할(image segmentation)이라고 하는데, 영상에서 유사한 속성을 갖는 화소들의 집합으로 나누는 것을 의미하며, 밝기(gray level), 컬러, 텍스처, 깊이 정보, 모션 정보 등을 이용한다.

영상에서 밝기의 변화가 심한 부분을 에지(edge)라고 하는데, 에지를 기반으로 물체의 윤곽선을 추출할 수 있으며, 밝기의 1차 미분 또는 2차 미분을 사용한 에지 검출기(edge detector)로 구할 수 있다.

그림 9에 차 영상과 차 영상의 에지 영상 그리고 추출된 물체 후보 영역을 나타내었다.

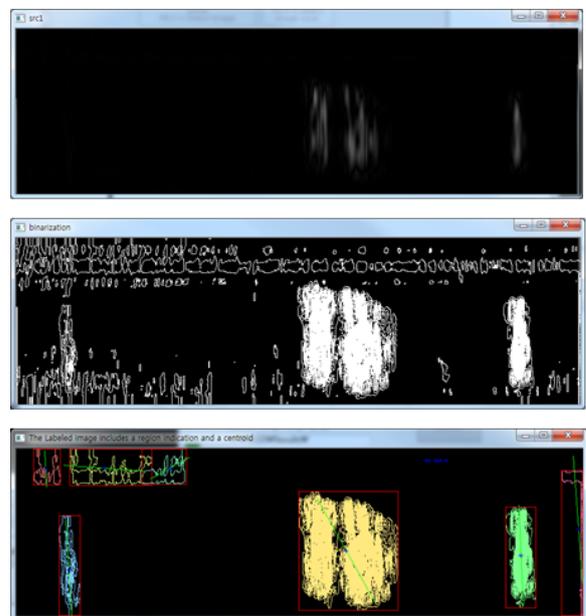


그림 9. 차영상(위)과 에지 영상(중간), 추출된 후보 영역(아래)

Fig. 9. A difference image (top), edge image(middle) and candidate regions extracted(bottom).

에지 영상은 미분 연산자를 취하여 에지 성분을 검출하고 에지 히스토그램을 구한 후 적절한 임계치를 적용

하여 이진화하여 구한다. 에지 영상에는 잡음 등으로 인한 미세한 변화까지 검출되어 물체 외에도 의미 없는 작은 영역이 많이 포함되어 있다. 각 영역의 에지 밀도를 계산하여 일정한 밀도 이상의 영역만 후보 영역으로 추출한다. 추출된 후보 영역에서 물체 인식을 시도하여 최종적으로 MLO를 검출한다.

V. 인식 시뮬레이션

물체 인식은 미지의 입력 패턴을 이미 알고 있는 패턴 클래스로 하나로 할당하는 과정으로 물체로부터 특징을 추출하고 이를 기반으로 물체를 인식한다.

실시간성을 고려하고 이동에 따른 변형을 흡수하기 위하여 선형 변환 방식을 이용하여 물체의 특징을 표현한다. 선형 변환 방식은 고차원의 데이터를 저차원의 데이터로 줄임으로서 빠른 수행 속도를 보장한다. 대표적인 선형 변환 방식으로는 데이터의 상관행렬(covariance matrix)에서 분산이 큰 방향을 찾아내는 주성분 분석(principal component analysis), 학습 단계에서 클래스의 구분에 중점을 두는 선형 판별식 분석(linear discriminant analysis), 통계적 독립성을 이용하여 독립적인 성분만을 추출하는 독립성분 분석(independent component analysis) 등이 있다^[22]. 본 논문에서는 선형 변환 기법의 하나인 주성분 분석 기법을 이용하여 물체의 특징을 추출하였다.

주성분 분석은 영상의 통계적 특성을 이용하여 학습 영상의 전체적 특성을 표현하는 고유 벡터(eigenvector)로 분해한다, 그리고 이 고유 벡터의 선형 조합으로 임의의 물체 영상을 표현한다. 고유 벡터는 공분산 행렬(covariance matrix)를 계산하여 구할 수 있는 데, 학습 집합 내의 공분산 행렬은 각 화소들의 상관관계를 나타내는 행렬로 (식 5)와 같이 평균 영상과 각 개인 영상의 차 벡터와 차 벡터의 전치 벡터의 내적으로 계산된다^[23].

$$C = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \phi_i \phi_i^T \quad (5)$$

여기서 M은 학습 집합 내의 영상의 개수이고 ϕ_i 는 각 물체의 영상 벡터와 평균 영상 벡터의 차 벡터이다.

그림 10에 모의실험에서 사용한 여러 가지 방향의 사각형과 타원형 물체와 여기에 클러터와 잡음 등을 감안하여 생성한 물체 영상을 나타내었다.

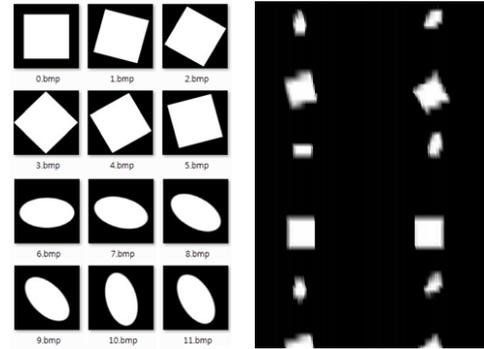


그림 10. 여러 방향의 물체 영상(왼쪽)과 클러터와 잡음을 고려하여 생성된 물체 영상(오른쪽)

Fig. 10. Object images with various orientation(left) and generated images with noise and clutter.

인식기로는 LVQ (linear vector quantization) 신경망을 변형한 신경망을 사용하였으며, 사각형의 경우 약 80% 정도, 타원형의 경우 약 70% 정도의 인식율을 보였다.

VI. 결 론

수중 물체의 탐사에 사용되는 소나 영상에는 클러터와 같은 잡음이 존재하여 영상의 분석이 어려우며 바위와 같은 자연 구조물과 어류, 폐선박과 같은 물체가 혼재하고 있어 수중 물체 특히 선박의 안전에 장애물이 되는 기뢰와 같은 물체의 검출은 도전적인 과제이다.

본 논문에서는 소나와 영상처리 기법을 이용하여 수중 물체를 검출하고 MLO를 인식하는 시스템을 제안하였다.

선박의 안전한 항로를 확보하기 위하여서는 동일한 지점의 과거와 현재 상태를 비교할 수 있어야 하는데 파도에 의한 출렁임 등으로 인하여 동일한 지점의 영상을 획득하는 것은 거의 불가능하다. 본 논문에서는 SURF 특징과 SIFT 특징을 이용한 영상 정합 기법과 affine 변환을 이용하여 두 영상을 정합하고, 두 영상의 차 영상을 이용하여 물체를 검출하였다.

해상 실험의 제약으로 인하여 인식 과정은 모의 실험으로 진행하였으며 해저의 상황을 최대한 반영하기 위하여 클러터와 같은 잡음을 갖는 기뢰 영상을 생성하였으며, 기뢰 영상을 고유 공간으로 투영하여 특징을 추출하고 이를 신경망 기법을 이용하여 인식하였다.

제안하는 시스템은 최단 소행 항로(Q-route) 확보 등과 같은 선박의 안전한 항해에 도움을 줄 수 있을 것으로 기대한다.

REFERENCES

- [1] M. Mann, P. Agathoklis, and A. Antoniou, "Automatic Outlier Detection in Multibeam Data using Median Filtering," *Communications, Computers and Signal Processing, IEEE Pacific Rim Conference*, Vol. 2, pp. 690-693, 2001.
- [2] M. Neumann, C. Knauer, B. Nolte, D. Brecht, W. Jans and A. Ebert, "Target Detection of Man Made Objects in Side Scan Sonar Images - Segmentation based False Alarm Reduction-," *Acoustics 2008*, pp. 6379-6383, 2008.
- [3] W. Kenneth Stewart, Min Jiang, and Martin Marra "A Neural Network Approach to Classification of Sidescan Sonar Imagery from a Midocean Ridge Area," *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, Vol. 19, No. 2, pp. 214-224, April 1994.
- [4] A. R. Castellano and B. C. Gray, "Autonomous Interpretation of Side Scan Sonar Returns," *IEEE Proceeding of the Autonomous Underwater Vehicle Technology*, pp. 248-253, 1990.
- [5] F. Langner, C. Knauer, W. Jans and A. Ebert, "Side Scan Sonar Image Resolution and Automatic Object Detection, Classification and Identification," *Oceans 2009*, pp. 1-8, 2009.
- [6] Ai Ling Chew, Poh Bee Tong and Chin Swee Chia "Automatic Detection and Classification of Man-made Targets in Side Scan Sonar Images" *2007 IEEE Symposium on Underwater Technology and Workshop on Scientific Use of Submarine Cables and Related Technologies*, pp. 126-132, 2007.
- [7] Esther Dura, Judith Bell, and Dave Lane "Superellipse Fitting for the Recovery and Classification of Mine-Like Shapes in Sidescan Sonar Images," *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, Vol. 33, No. 4, pp. 434-444, Oct. 2008.
- [8] James D. Tucker, Mahmood R. Azimi-Sadjadi, and Gerry J. Dobeck, "Canonical Coordinates for Detection and Classification of Underwater Objects from Sonar Imagery," *Oceans 2007*, pp. 1-6, 2007.
- [9] J. Bell, Y. Petillot, K. Lebart, P.Y. Mignotte, E. Coiras and H. Rohou "Adaptive Fusion Architecture for Context Aware Detection and Classification" *Oceans 2007*, pp. 1-6, 2007.
- [10] C. Shang, and K. Brown, "Feature-based Texture Classification of Side-scan Sonar Images using a Neural Network Approach," *IEEE Electronics Letters*, Vol. 28, Issue 23, pp. 2165-2167, Nov. 1992.
- [11] U. Hoelscher-Hoebing and D. Kraus "Unsupervised Image Segmentation and Image Fusion for Multi-Beam/Multi-Aspect Side scan Sonar Images," *Oceans 1998*, pp. 571-576, Sep. 1998.
- [12] E. Coiras, P.-Y. Mignotte, Y. Petillot, J. Bell and K. Lebart, "Supervised target detection and classification by training on augmented reality data," *IET Radar Sonar and Navigation*, Vol. 1, No. 1, 83-90, 2007.
- [13] Payam Saisan, Shubha Kadambe, "Shape Normalized Subspace Analysis for Underwater Mine Detection," *IEEE ICIP 2008*, pp. 1892-1895, Oct. 2008.
- [14] Rebecca T. Quintal, John E. Kiernan, John Shannon Byrne and Paul S. Dysart "Automatic Contact Detection in Side-scan Sonar Data," *IEEE International Conference on Technologies for Homeland Security*, pp. 270-275, Nov. 2010.
- [15] Chinmay Rao, Kushal Mukherjee, Shalabh Gupta, Asok Ray and Shashi Phoha, "Underwater Mine Detection using Symbolic Pattern Analysis of Side scan Sonar Images," *American Control Conference 2009*, pp. 5416-5421, June 2009.
- [16] G. J. Dobeck, J. C. Hyland and L. Smedley, "Automated detection/classification of sea mines in sonar imagery." *Proceedings of SPIE*, Vol. 3079, pp. 90-110, Jul. 1997.
- [17] Esther Dura, Yan Zhang, Xuejun Liao, Gerald J. Dobeck, and Lawrence Carin, "Active Learning for Detection of Mine-Like Objects in Side-Scan Sonar Imagery," *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, Vol. 30, No.2, pp.360-371, Apr. 2005.
- [18] Chris Harris and Mike Stephens, "A Combined Corner and Edge Detector," *IProc. of 4th Alvey Vision Conference*, pp. 147-151, 1988.
- [19] Navneet Dalal and Bill Triggs, "Histograms of Gradients for Human Detection," *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Vol. 1, pp.886-893, 2005.
- [20] David G. Lowe, "Object recognition from local scale-invariant features", *Proc. of the International Conference on Computer Vision*, Vol. 2, pp. 1150-1157, 1999.
- [21] Herbert Bay, Tinne Tuytelaars and Luc Van Gool, "SURF: Speeded Up Robust Features", *European Conference on Computer Vision, Part I, LNCS 3951*, pp. 404-417, 2006.
- [22] Jae Min Ban and Hyunchul Kang, "Vehicle Recognition using Non-negative Tensor Factorization," *IEEE Journal of the Electronics and Information Engineers*, Vol. 52, No. 5, pp. 136-146, May 2015.

- [23] Kyungsoo Park, Hyunchul Kang and Wanjoon Lee, "Recognition of Numeric Characters in License Plates using Eigennumber," Journal of Institute of Electronics Engineers of Korea, Vol. 44, No. 3, pp. 266-272, April, 2007.

저 자 소 개



강 현 철(정회원)

1982년 연세대학교 전자공학과 학사
졸업.

1984년 연세대학교 전자공학과 석사
졸업.

1989년 연세대학교 전자공학과 박사
졸업

1990년~현재 인천대학교 정보통신공학과 교수

<주관심분야 : 영상처리, 컴퓨터 비전, 화상통신>