

논문 2013-50-2-22

N차 다항식 보간법과 허프 변환을 이용한 원통형 수중 물체 영상 식별

(Underwater Acoustic Image Classification of a Cylindrical object
using the Hough Transformation and Nth Degree Polynomial
Interpolation)

정 의 철*, 심 태 보**, 김 장 은*

(Euicheol Jeong, Taebo Shim, and Jangeun Kim)

요 약

본 연구에서는 허프 변환을 이용하여 원통형 수중 물체를 식별하는 방법을 제안한다. 이미 광학분야에서는 타원을 식별하는데 허프 변환을 많이 사용하고 있다. 하지만 수중 영상의 경우 낮은 해상도와 잡음 환경으로 인해서 광학에서 사용하는 허프 변환을 그대로 적용하기가 어렵다. 따라서 본 연구에서는 수중 영상의 원통형 물체를 모델링 한 뒤 평균 필터와 다항식 보간법을 적용하여 허프 변환에 적합한 형태로 원통형 물체의 기하학적 깊이 정보를 다시 복원했다. 결과적으로 이 방법을 이용하여 타원 형태의 기하학적 깊이 정보를 복원하고 허프 변환을 적용한 결과 높은 타원 식별률을 나타내었다.

ABSTRACT

In this paper, underwater acoustic image classification of a cylindrical object using the Hough transformation is proposed. Hough transformation is often used to classify a cylindrical object in the optical systems. However, it is difficult to apply to the underwater acoustic image system because of lower resolution and noisier underwater environments. Thus, the cylindrical object was modeled and its geometric depth(GD) pixels were restored in order to make them suitable for the Hough transformation by using moving average filter and a polynomial interpolation method. As a result, restored GD pixels are similar to original ones and test results show high performance in classification.

Keywords: Hough transformation, Polynomial interpolation, Underwater acoustic image, Side Scan Sonar

I. 서 론

수중 분야는 최근에 군사적, 상업적으로 중요성이 크게 부각되면서 수중 환경에 대한 관심이 증대되고 있다. 특히 수중 탐색 작업이 필요해짐에 따라서 우리나라에서는 몇 년 전부터 수중으로부터 특정한 수중 물체

를 식별해내는 연구를 진행해왔다. 수중에서는 음파를 사용하여 표적을 탐지하는 소나 시스템을 사용하는데 그 중 사이드 스캔 소나는 해저의 표면에 음파를 발사하고 표면이나 표적으로부터 반사되는 음파 강도(TS)를 이용하여 해저 표면을 초음파 영상으로 변환하는 수중 탐색 장비이다. 하지만 소나 영상은 해상도가 매우 낮고 노이즈가 심하기 때문에 이미지 세그멘테이션 작업에 많은 어려움이 있어서 소나의 실시간 데이터와 기준에 데이터베이스에 저장된 배경 영상의 차이를 구하여 물체를 세그멘테이션하는 차영상에 관한 연구^[1~2]가

* 학생회원, ** 정회원, 송실대학교 정보통신공학과
(Department of Information & Telecommunication
Engineering, Soongsil University)
접수일자: 2012년7월21일, 수정완료일: 2013년1월15일

있었다. 또한 차영상으로부터 세그멘테이션 된 물체를 2차원 매칭 필터[3]나 Superellipse Fitting^[4]을 이용하여 식별하게 되는데 이 방법들은 물체의 2차원 모양에 관한 식별만을 하기 때문에 이 방법들로는 원통형과 직육면체 형태의 물체를 구분하는 것이 불가능하다. 따라서 본 연구에서는 소나로부터 해저 표면이나 물체까지의 거리 정보인 Geometrical Depth(GD)를 활용하는 물체의 3차원 식별 알고리즘을 제안한다. GD 정보를 이용하면 물체의 3차원 모양에 관한 정보를 추출할 수가 있는데 우리가 관심 있는 물체가 원통형 물체라고 한다면 원통형의 기하학적인 특성을 이용하여 쉽고 간단하게 식별 알고리즘을 설계할 수 있다. 여기서 원통형의 기하학적인 특성을 찾는 것은 곧 타원의 기하학적인 특성을 찾는 것과 같다. GD 정보는 물체를 위에서 바라본 깊이 값이기 때문에 원통형의 횡단면을 2차원 공간으로 도시하게 되면 반원의 형태가 나오거나 원통형의 기울기에 따라 타원의 형태가 나온다. 따라서 본 논문의 II장에서는 타원을 검출하기 위한 허프 변환과 노이즈 제거 및 해상도 증가, 곡선의 스무딩을 위한 보간법에 관해 기술하고 III장에서는 실제 수중 원통형 물체를 모델링 하여 허프 변환과 보간법을 적용한 시뮬레이션 결과를, IV장에서는 결론을 맺는다.

II. 본 론

2.1 물체의 횡단면 도메인

GD 정보를 이용하여 식별을 하기 위해서는 먼저 TS 식별이 선행되어야 하고 TS 식별에서는 원통형의 2차원 모양인 직사각형 형태의 모양을 세그멘테이션하게 된다^[3]. 그 뒤에 세그멘테이션 된 물체의 GD 정보를 불러오게 되는데 이 때 GD 정보로 구성된 GD 행렬을

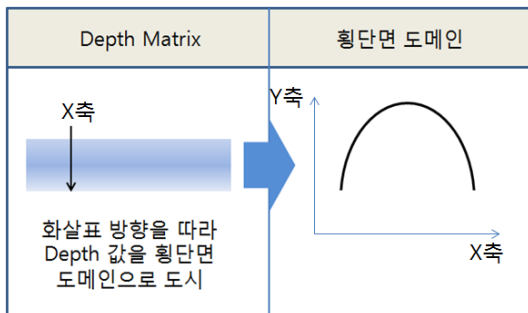


그림 1. Depth Matrix와 횡단면 도메인
Fig. 1. Depth Matrix and the cross-section domain.

Depth Matrix라고 하겠다.

그림 1은 수중 물체의 Depth Matrix를 나타내고 있는데 Depth Matrix와 수직화 화살표 방향을 횡단면 도메인의 x축으로 설정하고 Depth Matrix의 GD 값을 횡단면 도메인의 y축으로 설정하면 그림 1과 같이 화살표 방향을 따라 수중 물체의 횡단면을 다른 도메인에 도시하게 된다. Depth Matrix를 구성하는 물체가 원통형 물체라면 횡단면 도메인에는 타원이 도시된다.

2.2 허프 변환

타원을 식별하는 방법에는 여러 가지가 있는데 대표적인 방법으로 허프 변환을 이용하는 방법^[5-6]이다. 허프 변환은 이미 광학 시스템에서 많이 이용하고 있는 직선 검출 알고리즘이다. 직선의 방정식 $y = ax + b$ 를 이용하여 a와 b에 관한 2차원 공간상에서 보팅이라는 기법을 통하여 a와 b의 값을 추출해낸다. 예를 들면 그림 2(a)와 같이 $y = 2x + 1$ 의 직선이 x,y 도메인 상에 존재할 때 직선 위의 임의의점 (0,1)을 선택하고 a,b 도메인의 $b = y - ax$ 직선에 $x = 0, y = 1$ 을 대입하면 그림 2(b)와 같이 $b = 1$ 의 직선을 얻을 수 있다. 이와 같은 방법으로 $y = 2x + 1$ 직선 위의 임의의 점을 여러 개 선택하여 a,b 도메인으로 도시하면 그림 2(c)와 같이 여러 개의 직선들이 한 점에서 만나는 것을 볼 수 있다. 이와 같이 한 점에서 만나는 직선들이 많아질수록 직선이 존재

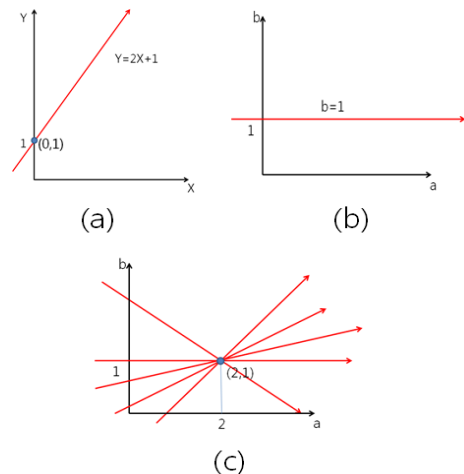


그림 2. (a) x,y 도메인 상의 직선. (b) a,b 도메인 상의 직선. (c) a,b 도메인 상의 보팅 결과
Fig. 2. (a) A straight line on the domain of x and y. (b) A straight line on the domain of a and b. (c) The result of voting on the domain of a and b.

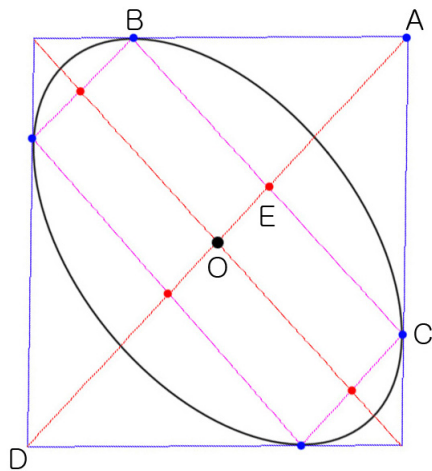


그림 3. 타원의 기하학적 성질
Fig. 3. Geometric characteristic of an ellipse.

| | | | | |
|---|---|----|---|---|
| 1 | 2 | 1 | 4 | 1 |
| 2 | 3 | 2 | 3 | 0 |
| 1 | 2 | 2 | 3 | 1 |
| 0 | 1 | 3 | 3 | 1 |
| 1 | 2 | 5 | 5 | 1 |
| 2 | 3 | 20 | 2 | 1 |
| 2 | 2 | 4 | 3 | 1 |
| 1 | 2 | 3 | 5 | 1 |
| 1 | 2 | 2 | 4 | 0 |
| 1 | 1 | 2 | 4 | 1 |
| 1 | 3 | 2 | 2 | 1 |
| 1 | 2 | 1 | 6 | 1 |

그림 4. 보팅 도메인의 누적포인트(보팅 값)
Fig. 4. Voting value of voting domain.

재할 확률이 높아지며 한 점을 지나는 직선의 개수를 세는 작업을 보팅(Voting)이라고 한다.

직선 외에도 허프 변환을 응용하면 비교적 간단하게 타원을 검출 할 수 있다^[7]. 그림 3의 타원의 임의의 두 접선이 각각 두 점점 B와 C를 지나간다고 할 때 두 접선이 만나는 A점과 B와 C의 중점 E를 지나는 직선 AD는 반드시 타원의 중심점인 O를 지나간다. 그리고 이는 타원 위의 모든 임의의 두 접선에 대해서 동일하다. 따라서 여러 개의 접선에 대해 직선 AD를 구한다면 모든 직선들이 타원의 중심점 O를 지나게 되고 중심점 O점의 누적 포인트는 증가하게 될 것이다. 여기서 직선 AD를 보팅 직선, 누적 포인트를 보팅 값이라고 부르겠다. 보팅 값은 한 점에서 구하기도 하지만 보팅 직선이 보팅 도메인의 픽셀 단위로 양자화 되기 때문에 양자화 에러를 고려하여 그림 4와 같이 3x3 크기의 픽

셀에 해당하는 보팅 값들을 합하게 된다. 따라서 그림 4의 보팅 값은 빨간 박스 안의 값들을 전부 합한 46이 된다.

타원에 얼마나 유사한지를 나타내는 파라미터를 타원 매칭도라고 하겠으며 타원 매칭도 공식은 식(1)과 같다.

$$\text{타원매칭도} = \frac{\text{한 점에 가장 많이 보팅 된 수}}{\text{보팅에 사용된 직선 수}} \quad (1)$$

그림 3의 보팅 결과에 사용된 보팅 직선이 60개라면 타원 매칭도는 46/60=0.77이 된다. 타원 매칭도가 1에 가까울수록 타원에 가까운 물체라고 판단할 수 있다.

2.3 보간법

수중 초음파 영상은 광학 영상과는 달리 해상도가 낮고 노이즈가 많기 때문에 허프 변환의 적용이 매우 어렵다. 0.15도의 빔 폭을 갖는 사이드 스캔 소나를 통하여 20m 거리의 직경 0.5m 원통형 물체를 영상으로 얻는다면 영상에 나타난 원통형 물체의 직경(폭)은 불과 10픽셀 정도 밖에 되지 않는다. 실제로 수중 환경에 따라 10픽셀도 채 되지 않을 수도 있다. 이러한 극소량의 정보만을 갖고 원통형 물체를 식별하는 것은 매우 어려운 일이다. 따라서 본 연구에서는 극소량의 정보를 최대한 활용하여 원통형 물체를 식별하기 위해 다항식 보간법을 적용한다. 다항식 보간법은 최소자승법과 다항식을 이용한 보간법으로 어떠한 데이터 집합을 고차 다항식의 함수로 근사시켜 얻을 수 있다. 예를 들면 p(x) 라는 벡터에 대해서 n차 다항식 보간법을 적용하면 n+1개의 다항식 계수를 얻을 수 있으며 이 계수들을 조합하여 근사식 $p(x) = p_1x^n + p_2x^{n-1} + \dots + p_nx + p_n$ 을 만들 수 있다. 실제로 다항식 보간법을 사용하면 두 가지 측면에서 이득을 볼 수 있다. 첫째, GD 정보에는 기본적으로 가우시안 노이즈가 추가되는데 가우시안 노이즈가 추가될 경우 차분법을 이용하여 접선의 방정식을 구하는 허프 변환의 보팅 결과에 매우 치명적인 영향을 줄 수가 있다. 그러나 다항식 보간법을 사용하면 곡선을 부드럽게 스무딩하는 효과가 있기 때문에 노이즈에 따른 접선의 방정식 오차를 크게 줄일 수 있다. 둘째, 10개 정도의 GD 픽셀로는 보팅을 1~2번 정도 밖에 할 수 없기 때문에 허프 변환의 적용이 거의 불가능한 반면 다항식 보간법을 사용하여 10개의 픽셀 수를

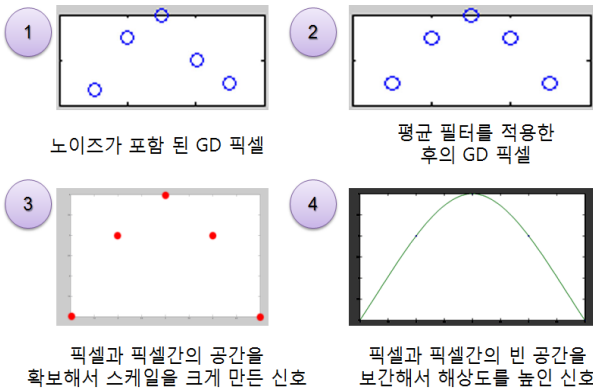


그림 5. 보간법 적용 과정
Fig. 5. Process of polynomial interpolation.

200-300개로 늘리면 보팅도 그만큼 많이 할 수 있어 보팅 결과에 대한 신뢰도가 향상된다.

다항식 보간법은 곡선을 부드럽게 스무딩하는 효과가 있기 때문에 직선에 대해서는 표현을 잘 못하지만 곡선에 대해서는 근사하게 표현을 할 수 있다. 본 연구에서는 표면이 타원(곡선)인 물체에 대해서만 식별을 하는 것이 목표이므로 직선 물체에 대한 Error는 논하지 않겠다. 다만 시뮬레이션 결과를 통해서 물체 표면이 직선인 물체 보다는 타원에 가까운 물체일수록 매칭도가 높아지는 것을 확인하였다.

다항식 보간법을 GD 정보에 적용하는 방법은 그림 5와 같다.

첫째, 노이즈가 포함 된 GD 픽셀에 노이즈를 줄이기 위해 평균 필터를 적용한다. 둘째, 평균 필터를 통과한 GD 픽셀에 다항식 보간법을 적용한다. 그렇게 되면 노이즈 제거 작업과 동시에 곡선이 스무딩 되면서 허프 변환을 적용하기에 적합한 형태로 된다.

III. 실험

3.1 모델링

시뮬레이션을 하기 위해 먼저 그림 6과 같이 45도 기울어진 원통형 물체를 모델링 했다.

그림 6의 원통형 물체의 횡단면이 그림 7에 나타나 있다.

20m의 높이에서 빔폭이 0.15도인 사이드스캔 소나를 통해 직경 0.5m 크기의 원통형 물체 영상을 얻었다고 가정을 하기 위해서 그림 7의 횡단면 도메인에 가우시안 노이즈를 추가하고 10개의 GD 포인트로 샘플링을

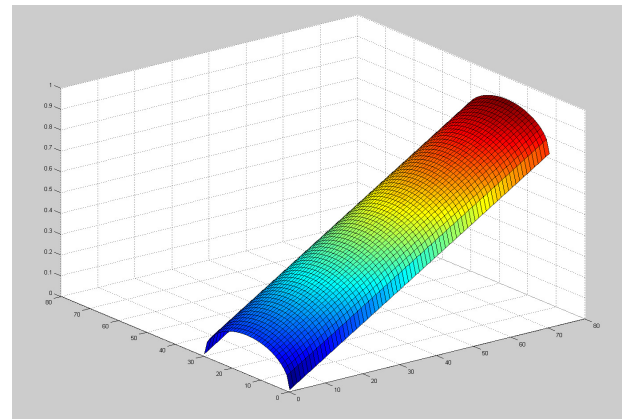


그림 6. 45도 기울어진 원통형 물체
Fig. 6. Cylindrical object inclined to 45 degree.

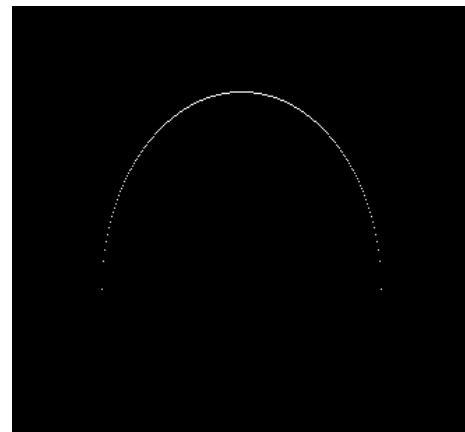


그림 7. 원통형 물체의 횡단면
Fig. 7. Cross-section domain of a cylindrical object.



그림 8. 가우시안 노이즈가 추가 된 원통형 물체의 횡단면
Fig. 8. Cross-section domain of a cylindrical object added to Gaussian noise.

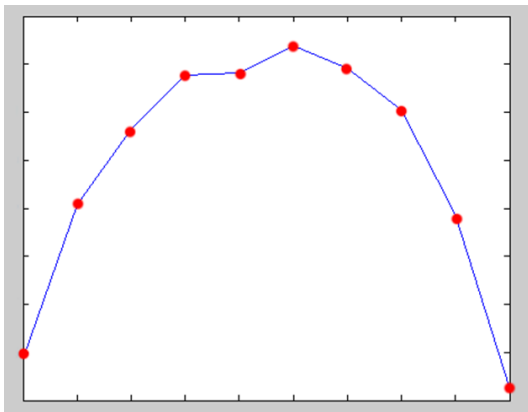


그림 9. 10개의 포인트로 샘플링 된 원통형 물체의 횡단면

Fig. 9. Cross-section domain of a cylindrical object sampled to 10 points.

했다. 그림 8은 가우시안 노이즈가 추가 된 원통형 물체의 횡단면을 나타내며 그림 9는 10개의 포인트로 샘플링 된 원통형 물체의 횡단면이다.

3.2 분석

다항식 보간법을 적용하기 위해서는 몇 차 다항식을 이용할지 차수를 결정해야 하는데 여러 차수에 대한 시뮬레이션 결과는 그림 10과 같다.

그림 10에서 파란 점은 45도 기울어진 원통형 물체의 횡단면을 10개의 GD 픽셀로 샘플링 한 것이며, 빨간 선은 10개의 GD 픽셀에 3차 보간법을 적용한 결과를 나타낸다. 마찬가지로 파란 선은 4차, 갈색 선은 5차, 검은 선은 6차 보간법을 적용한 피팅 곡선이다. 결과적으로 6차 다항식 보간법이 가장 원래의 GD 픽셀에 가깝

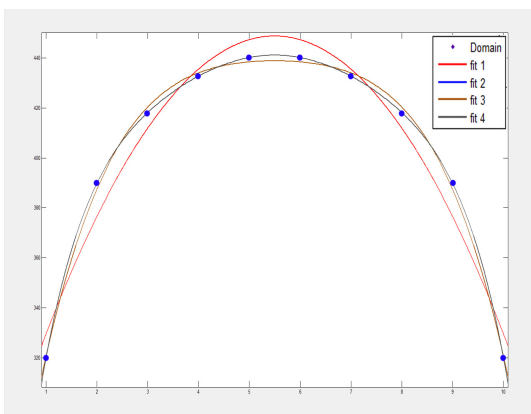


그림 10. 여러 차수에 대한 피팅 곡선

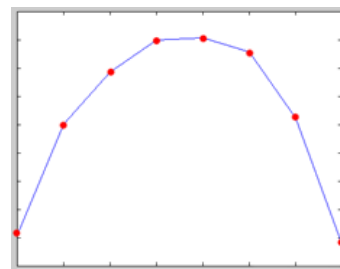
Fig. 10. Fitting curves of various degrees of polynomial interpolation.

게 피팅이 되었다. 7차 이상부터는 6차와 거의 차이가 없으므로 그림 10의 결과에서 제외시켰다.

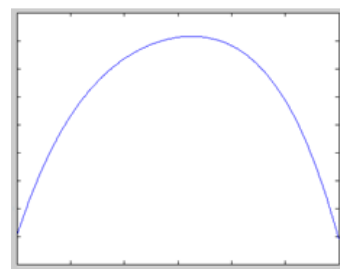
표 1. 차수에 따른 매칭도

Table 1. Matching value according to degrees.

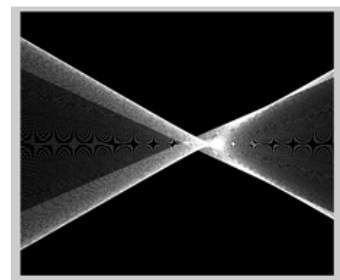
| 차수 | 매칭도 |
|----|------|
| 3 | 0.04 |
| 4 | 0.65 |
| 5 | 0.65 |
| 6 | 0.98 |
| 7 | 0.98 |
| 8 | 0.95 |
| 9 | 0.95 |



(a) Moving average filter



(b) 6차 다항식 보간



(c) 허프 변환 보팅 결과

그림 11. 보간과 허프변환

Fig. 11. Interpolation and the Hough transformation.

표 2. 물체 형태에 따른 매칭도
Table 2. Matching value according to shape of objects.

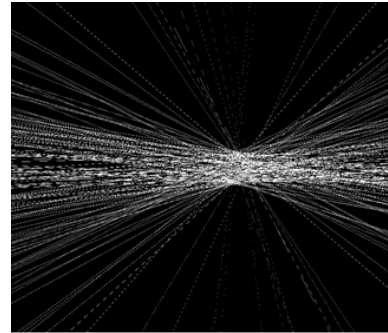
| 물체 형태 | 매칭도 |
|-------|------|
| 삼각형 | 0.12 |
| 사다리꼴 | 0.09 |
| 직선 | 0 |
| M형 | 0.18 |

표 1은 각 차수에 대해서 피팅 된 곡선에 허프 변환을 적용한 결과를 보여준다. 6차, 7차에서 가장 높은 타원 매칭도를 보여주고 있다. 매칭도가 1이 되지 않는 이유는 보팅 직선들이 양자화 되면서 생기는 양자화 에러와 Interpolation 에러가 중첩되면서 매칭도가 정확히 1이 되지 않았기 때문이다.

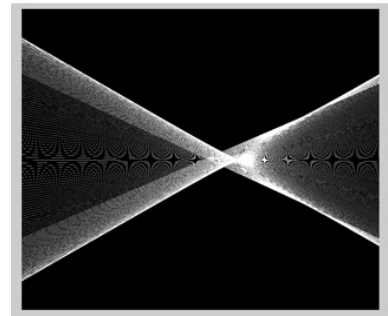
표 1의 결과를 바탕으로 앞서 모델링 했던 그림 8의 횡단면에 평균 필터와 6차 보간법을 적용한 결과가 그림 11에 나타나있다.

그림 11(c)는 보팅 직선이 한 점에 잘 모이는 것을 보여주고 있다. 타원 매칭도는 0.746이며 여러 가지 형태의 타원에 대해 보간법과 허프 변환을 적용한 결과 모두 타원 매칭도가 0.5 이상이 되는 것을 확인할 수 있었다. 표 2는 타원을 제외한 여러 가지 모양의 물체에 따른 매칭도를 나타내고 있다. 물체 형태는 횡단면 도메인에 나타난 GD 픽셀의 기하학적인 모양을 의미한다. 타원 외에 다른 형태의 물체들은 매칭도가 대부분 0.2 이하로 나왔다. 사다리꼴의 형태도 평균 필터와 보간법을 거치면 타원과 비슷한 형태가 되지만 이 때 사다리꼴의 직선 성분인 가장자리 부분과 윗부분 때문에 보팅 직선들이 많이 분산되어 한 점에 잘 모이지 않아 매칭도가 매우 낮게 나왔다.

마지막으로 허프 변환에 가우시안 노이즈가 얼마나 큰 영향을 주는지 알아보기 위해 그림 8의 가우시안 노이즈가 추가 된 원통형 물체의 횡단면에 그대로 허프 변환을 적용해 본 결과를 그림 12(a)에 나타내었다. 반대로 그림 12(b)는 보간법을 이용하여 가우시안 노이즈를 제거한 뒤에 허프 변환을 적용한 결과인데 보팅 직선들이 한 점에 잘 모이는 반면에 그림 12(a)는 보팅 직선들이 한 점에 모이지 않고 분산 되는 것을 볼 수 있다. 타원 매칭도도 그림 12(b)의 경우 0.764로 높은 수치를 나타내지만 그림 12(a)의 경우 0.02로 거의 0에



(a) 가우시안 노이즈 환경에서의 허프 변환 보팅 결과



(b) 가우시안 노이즈가 제거 된 환경에서의 허프 변환 보팅 결과

그림 12. (a) 가우시안 노이즈 환경에서의 허프 변환 보팅결과
(b) 가우시안 노이즈가 제거 된 환경에서의 허프 변환 보팅 결과

Fig. 12. (a) Result of the Hough transformation with Gaussian noise
(b) Result of the Hough transformation after removing Gaussian noise

가까운 수치를 나타내고 있다. 따라서 보간법을 이용하여 가우시안 노이즈를 제거하고 곡선을 스무딩하는 것이 얼마나 중요한지를 알 수 있다.

3.3 원통형과 직육면체 시뮬레이션

직육면체와 원통형 물체에 허프 변환을 적용하기 위해서 직육면체와 35도 기울어진 원통형 물체를 각각 그림 13과 같이 모델링 하였다. 위에서 바라본 두 물체의 크기는 똑같으며 가로 폭은 모두 9픽셀이고 두 물체의 GD 정보에 가우시안 노이즈를 추가하였다.

실제 소나 영상을 통해 볼 수 있는 시각적인 정보는 TS 값에 의존하기 때문에 이러한 2차원 정보로는 직육면체와 원통형 물체를 구분할 수가 없다. 따라서 두 물체의 Depth 정보를 불러와서 보간법과 허프 변환을 적용하였다.

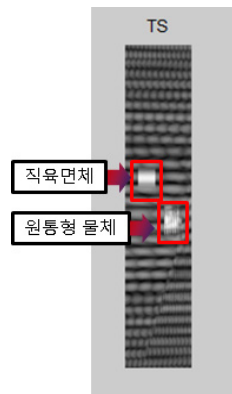


그림 13. 직육면체와 원통형 물체
Fig. 13. A rectangular parallelepiped and a cylindrical object.

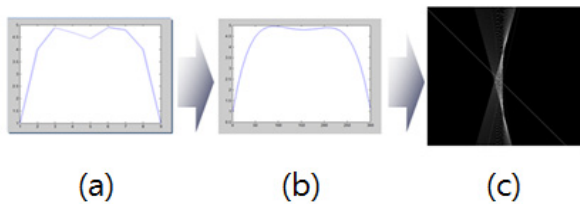


그림 14. (a) 노이즈가 추가 된 직육면체 모델의 횡단면
(b) 횡단면에 보간 작업 적용
(c) 허프 변환 결과
Fig. 14. (a) A cross-section of a rectangular parallelepiped
(b) Application of interpolation to a cross-section
(c) The result of the Hough transformation.

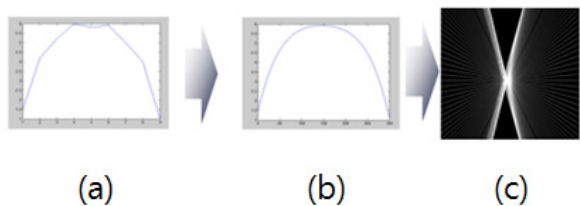


그림 15. (a) 노이즈가 추가 된 원통형 모델의 횡단면
(b) 횡단면에 보간 작업 적용
(c) 허프 변환 결과
Fig. 15. (a) A cross-section of a cylindrical object
(b) Application of interpolation to a cross-section
(c) The result of the Hough transformation.

그림 14(a)는 직육면체의 횡단면 도메인을 나타내며 그림 14(b)는 Moving average filter와 다항식 보간법을 적용한 결과를 나타내고 있다. 그림 14(c)는 보팅 도메인을 나타내며 보팅 직선들이 한 점에 모이지 않고 분산됨으로써 타원 매칭도가 0.07로 매우 낮은 수치를 보여주고 있다.

그림 15도 그림 14와 마찬가지로 원통형 물체 모델에 허프 변환을 적용한 결과를 보여주고 있으며 타원 매칭도도 0.73으로 직육면체의 타원 매칭도에 비해 매우 높은 수치를 나타내고 있다.

IV. 결 론

본 연구에서는 가우시안 노이즈가 추가 된 10개의 GD 픽셀로부터 평균 필터와 다항식 보간법을 적용하여 허프 변환에 적합한 형태로 원통형 물체의 GD 픽셀을 복원했다. 그 결과 대부분의 보팅 직선들이 한 점으로 수렴했으며 반대로 보간법을 사용하지 않고 가우시안 노이즈가 추가된 형태로 허프 변환을 적용하면 직선들이 한 점에 모이지 않는 것을 확인할 수 있었다. 이와 같은 결과는 허프 변환을 적용하기 전에 GD 픽셀의 보간을 통해 노이즈를 제거하고 곡선을 스무딩하는 것이 필수적이라는 점을 시사하고 있다. 또한 타원 외에 다른 여러 물체에 대해서도 시뮬레이션을 해 본 결과 타원 외의 다른 형태의 물체는 매칭도가 0.2 이하로 매우 낮게 나오는 것을 확인할 수 있었다. 따라서 다항식 보간법과 허프 변환의 조합은 원통형 물체 식별에만 적합하며 원통형 물체에 대해서는 어느 정도 신뢰성 있는 식별이 가능하다는 것을 보여준다. 실제로 직육면체 모델과 원통형 모델에 본 연구에서 제안한 알고리즘을 적용한 결과 매칭도가 직육면체 모델은 0.07, 원통형 모델은 0.73으로 두 모델이 확실히 구분될 수 있음을 보여주었다.

참 고 문 헌

- [1] 이지은, 이재은, 심태보, 조동래, 최병득, “차영상을 이용한 수중 영상에서 원통형물체 인식, 식별” 국방과학연구소 창설 40주년 기념 종합학술대회
- [2] 정의철, 이지은, 심태보, 최병득, 남상우, “두 물체의 상관도를 이용한 수중 영상 물체 인식”, 2011 한국음향학회 추계학술대회
- [3] 정의철, 이지은, 심태보, 최병득, 남상우, “차영상과 2차원 매칭 필터를 이용한 수중환경에서의 원통형 기뢰 인식”, 2011 한국 음향학회 추계 학술대회
- [4] Esther Dura, Judith Bell, Dave Lane “Superellipse Fitting for the Recovery and Classification of Mine-Like Shapes in Sidescan Sonar images”, Journal of Oceanic Engineering, vol.33,

No.4, 3E, pp.434~444, 2008.

- [5] R. O. Duda and P. E. Hart, "Use of the Hough transform to detect lines and curves in pictures", ACM Commun, vol. 15, no. 1, pp. 11-15, 1972.
- [6] 최중주, 정채영, "영상처리를 위한 일반화된 허프 변환에서의 검출방법들에 대한 고찰" 한국OA학회 논문지 제2권 제1호 / 1997.
- [7] 이정재, 김성식, "하프변환을 이용한 타원 검출 알고리즘 개선" 한국OA학회논문지 제2권 제3호 / 1997.

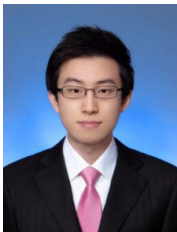
— 저 자 소 개 —



정 의 철(학생회원)
 2011년 숭실대학교 정보통신전자
 공학부 학사 졸업.
 2011년~숭실대학교 정보통신
 공학과 석사 과정.
 <주관심분야 : 통신, 영상 신호처
 리>



심 태 보(정회원)
 1974년 서울대학교 문리대 학사
 졸업.
 1980년 서울대학교 물리해양학
 석사 졸업.
 1986년 루이지애나 주립대학교
 물리해양학 박사 졸업.
 <주관심분야 : 수중음향, 통신, 신호처리, 수중음
 향 영상처리>



김 장 은(학생회원)
 2011년 숭실대학교 정보통신전자
 공학부 학사 졸업.
 2011년~숭실대학교 정보통신
 공학과 석사 과정.
 <주관심분야 : 통신, 신호처리>