

초음파 센서를 이용한 3차원 수중 물체인식 알고리즘 비교

조현철* · 이기성** · 김용팔***
 경북전문대학 전자과* · 홍익대 전자전기공학부** · 기산전자주식회사***

Comparison of Algorithms for 3-D Underwater Object Recognition
 Using Ultrasonic Sensor

Hyun-Chul Cho* · Keeseong Lee** · Yong-Pal Kim***
 Kyungbuk College* · Hong-ik University** · Kisan Electronic Co.,Ltd***

Abstract-Recognition rates of 3-D underwater object using the SCL neural network and the SOFM neural network were 91.8% and 95.9%, respectively.

1. 서 론

수중의 물체인식은 잠수함 탐지 등 수중탐사 분야에서 매우 중요하다. 일반적으로 3차원 물체인식에는 CCD카메라와 초음파 센서가 이용되고 있으나 작업환경에 따라 그들의 능률은 달라진다. 특히 물속은 혼탁하며 해면근처에는 혼탁도가 더욱더 심해 CCD카메라의 시야가 제한되는 등 CCD카메라는 수중탐사에 비효율적이다[1]. 이에 반해 초음파 센서는 물속에서도 통과되는 음파를 이용하기 때문에 수중의 물체인식 등 수중 음파시스템에 널리 사용되고 있다.

수중 물체인식에 사용되는 알고리즘으로는 학습에 의한 정보획득과 정보의 분산표현을 특징으로 하는 신경회로망 알고리즘을 들 수 있다. 신경회로망에는 입력 값과 목표 값을 함께 학습하는 지도학습(Supervised learning)신경회로망과 입력데이터만을 이용하여 학습하는 자율학습(Unsupervised learning)신경회로망으로 크게 분류된다.

한편 수중 물체인식시스템은 수중 물체의 위치이동 및 회전에 관계없이 동일 수중물체로 인식할 수 있어야 한다. 그러나 신경회로망과 연계한 초음파 센서의 수중 물체인식에 대한 연구는 수중의 고정된 물체인식에 한정하고 있어 수중탐사 분야에서는 비효율적인 부분이 있다 [2].

본 연구에서는 다공질 압전체소자를 이용하여 수중의 음향입피던스 정합개선 및 성능지수를 향상시키는 초음파 센서를 제작한다[2]. 그리고 수중 물체인식시스템 응용을 위해 컴퓨터비전기법인 불변모멘트벡터를 이용하여 수중 물체의 이동 및 회전된 상태와 무관한 수중 물체특징점을 추출한다. 또한 수중물체의 분류를 위해 추출된 물체특징점을 자율학습 신경회로망계열의 SCL(Simple Competitive Learning)과 SOFM(Self Organizing Feature Map)신경회로망에 각각 적용하여, 그 신경회로망들이 갖는 수중 물체인식 알고리즘으로서의 성능을 비교한다.

2. 수중 물체인식 기법

수중 물체에 대한 3차원 정보를 초음파 센서에 의해 추출하고 이를 이용하여 수중 물체의 이동 및 회전된 상태에 무관한 불변모멘트 벡터를 획득한다. 그리고 획득된 그 벡터들을 신경회로망의 학습정보로 입력, 학습시켜 3차원 수중 물체를 인식한다.

2.1 불변모멘트 벡터

수중 물체의 이동 및 회전에 관계없이 동일물체로 인식하기 위해서는 물체의 특징점을 추출해야 하는데, 이를 위해 컴퓨터비전기법의 불변모멘트 벡터를 이용한다. 일반적으로 수중 물체의 입력패턴을 2진수로 고려하면 모멘트는 식(1)과 같다.

$$M_{jk}(s) = \sum_{(x,y) \in S} x^j y^k \quad (1)$$

수중 물체의 이미지인 S의 무게 중심 (\bar{x}, \bar{y}) 는 다음과 같이 표현된다.

$$\bar{x} = \frac{M_{10}(S)}{M_{00}(S)}, \quad \bar{y} = \frac{M_{01}(S)}{M_{00}(S)} \quad (2)$$

식(2)의 무게 중심을 사용하여 위치이동에 불변하는 모멘트를 구하면 다음과 같다..

$$\mu_{jk} = \sum_{(x,y) \in S} (x-\bar{x})^j (y-\bar{y})^k \quad (3)$$

또한 회전에 불변인 모멘트는 식(4)와 같다.

$$\eta_{jk} = \frac{\mu_{jk}}{\mu_{00}^\gamma} \quad \text{여기서 } \gamma = \frac{j+k}{2} + 1 \quad (4)$$

이것으로부터 M.K. Hu는 다음의 7가지 물체변위에 불변하는 함수를 정의한다[3].

$$\begin{aligned} \psi_1 &= \eta_{20} + \eta_{02} \\ \psi_2 &= (\eta_{20} - \eta_{02})^2 + 4\eta_{11}^2 \\ \psi_3 &= (\eta_{30} - 3\eta_{12})^2 + (3\eta_{21} - \eta_{03})^2 \\ \psi_4 &= (\eta_{30} + \eta_{12})^2 + (\eta_{21} + \eta_{03})^2 \\ \psi_5 &= (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} + \eta_{12})\{(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2\} + (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{03}) \cdot [3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \\ \psi_6 &= (\eta_{20} - \eta_{02})\{(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2\} + 4\eta_{11}(\eta_{30} + \eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03}) \\ \psi_7 &= 3(\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{30} + \eta_{12})\{(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2\} + (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{03}) \cdot [3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \end{aligned} \quad (5)$$

2.2 SCL 신경회로망

SCL신경회로망은 자율학습을 이용하는 기본적인 신경회로망으로서, 각 뉴런에 대응하는 연결강도 벡터들이 해당 데이터의 클러스터 중심으로 찾아가는 특징이 있다. 또한 경쟁학습에서 승리한 승자뉴런만을 학습시키는데, 이의 학습알고리즘은 다음의 식 (6), (7)과 같다, 여기서 $w_r(t)$ 는 시간 t에서 r번째 weight 벡터, $\alpha(t)$ 는 학습

계수, $V(t)$ 는 시간 t 에서의 입력 벡터를 나타낸다[4].

$$\omega_r(t+1) = \omega_r(t) + \alpha(t) [V(t) - \omega_r(t)] \quad (6)$$

$$\alpha(t) = 0.9 \left(1 - \frac{t}{\text{Number of iteration}} \right) \quad (7)$$

2.3 SOFM 신경회로망

SOFM 신경회로망 또한 자율학습의 신경회로망으로서 각 뉴런이 다른 뉴런들 사이에서 자기조직에 의한 유클리드 거리에 따른 조직적인 지도를 형성하는 학습알고리즘을 가지는데, 이는 식 (8), (9)와 같은 학습알고리즘을 가진다[2].

$$\omega_r(t+1) = \omega_r(t) + \alpha(t) \cdot h_{rs}(t) \cdot [V(t) - \omega_r(t)] \quad (8)$$

$$\alpha(t) = 0.9 \left(1 - \frac{t}{\text{Number of iteration}} \right) \quad (9)$$

여기서 $\omega_r(t)$ 는 시간 t 에서 r 번째 weight 벡터, $\alpha(t)$ 는 학습계수, $h_{rs}(t)$ 는 근접 상호작용함수, $V(t)$ 는 시간 t 에서의 입력 벡터를 나타낸다.

3. 실험장치 및 방법

3.1 실험장치의 구성

3차원 수중 물체인식을 위한 실험장치는 수조, Pulse Receiver(1010PR, Accu-tron Inc.) 및 초음파센서 분석용 소프트웨어(Testpro System, Infomatics Inc.)로 구성하였는데, 그림 1을 이 나타낸다.

본 연구에서 제작한 초음파 센서[2] 중심을 기준으로 먼저 y축으로 1cm간격으로 16 step이동 시킨 후 x축으로 1cm이동 시키는 동작을 반복하여 한 픽셀의 크기가 x축으로 1cm, y축으로 1cm인 16×16픽셀의 실험물체 거리 정보를 획득하였다. 작업영역의 가로, 세로, 높이는 16cm×16cm×7.5cm이다.

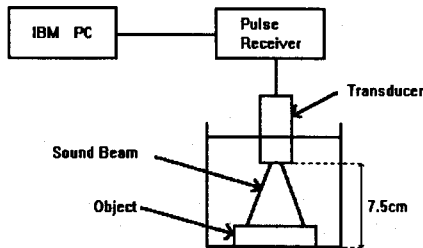


그림 1. 수중 물체인식 실험 장치도

3.2 실험방법

본 실험에서 x, y좌표 값은 초음파 센서 중심의 고정된 값이므로 초음파 센서는 직진성만 가진다고 가정하여 측정범위에서 벗어난 물체정보들은 제거하였다. 물체의 거리 정보는 초음파 센서에 가해진 임펄스 전기신호에 의한 음파의 비행시간을 검출하여 계산하였으며, 거리정보 검출 방법으로는 one-pulse echo mode를 이용하였다. 실험에 사용된 물체는 정사각기둥[cm](W5×L5×H2), 원통[cm](D5×H2), 직사각기둥[cm](W4×L5×H2), 정삼각

기둥[cm](L5×H2) 4종류이다.

수중 물체의 위치이동 및 회전에 관계없이 동일물체로 인식하기 위해 그림 1의 실험장치로부터 추출된 3차원 수중 물체정보에 내포된 잡음을 제거한 후 불변모멘트 벡터를 이용하여 수중 물체의 특징점을 획득한다. 이를 위해 각 실험물체를 중심점에서 45°, 90° 회전시켰다. 또한 중심점을 기준으로 하여 상, 하, 좌, 우 각각 4cm 이동시켜 정사각기둥 물체는 6개, 직사각기둥 물체는 7개, 원통 물체는 5개, 정삼각기둥 물체는 7개 패턴으로 총 25개의 패턴을 만든다. 그리고 각 수중 물체의 패턴당 10개의 데이터를 추출하여 총 250개의 3차원 수중 물체정보 원시 데이터를 얻었다. 이를 각각 식 (5)에 적용시켜 7개의 불변모멘트 벡터를 계산하였다. 이 중에서 150개의 데이터는 분류 신경회로망인 SCL 및 SOFM신경회로망의 학습(training)데이터로 이용하였고, 나머지 100개는 시험(testing)로 사용하였다. 이때 SCL 신경회로망은 정사각기둥, 직사각기둥, 원통형, 정삼각기둥인 4개의 물체입력을 분류하기 위해 출력 Neuron space를 4×10, 입력벡터 V를 7차원으로 구성하고 30회 반복학습 시켰다. 그리고 SOFM 신경회로망은 출력 Neuron space를 10×10, 입력벡터 V를 7차원으로 구성하고 30회 반복학습 시켰다.

4. 실험결과

정사각기둥, 직사각기둥, 원통 및 정삼각기둥 물체에 대한 불변모멘트 벡터는 표 1~4와 같다. 표에서 보듯이 각 수중 물체의 위치 및 회전변화에 따른 불변모멘트 벡터들은 기준점에서의 물체 모멘트 벡터와 거의 일치하므로 불변모멘트 벡터는 수중 물체를 구별할 수 있는 특징이 됨을 알 수 있다.

표 5는 불변모멘트 벡터를 학습데이터로 이용한 SCL 및 SOFM 신경회로망의 학습 후 수중 물체인식률을 나타낸다. SCL신경회로망의 인식율은 91.8%, SOFM신경회로망은 95.9%의 높은 인식률을 나타내었다. 여기서 오인식의 원인으로서는 실험환경의 온도변화에 따른 초음파 센서 검출데이터의 불변 모멘트 영향으로 생각된다

표 1. 정사각기둥 물체의 불변모멘트 벡터

모멘트 벡터	기준점	좌 4cm	우 4cm	상 4cm	하 4cm	45° 회전
ϕ_1	0.164554	0.166305	0.164358	0.163771	0.163771	0.163830
ϕ_2	0.000012	0.000003	0.000042	0.0	0.0	0.000050
ϕ_3	0.000005	0.000001	0.000017	0.000010	0.000010	0.0
ϕ_4	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
ϕ_5	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
ϕ_6	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
ϕ_7	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0

표 2. 원통 물체의 불변모멘트 벡터

모멘트 벡터	기준점	좌 4cm	우 4cm	상 4cm	하 4cm
ϕ_1	0.159144	0.158790	0.154195	0.156273	0.156875
ϕ_2	0.000209	0.000915	0.0	0.000249	0.000172
ϕ_3	0.000082	0.0	0.0	0.000075	0.000052
ϕ_4	0.0	0.0	0.0	0.000001	0.000002
ϕ_5	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
ϕ_6	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
ϕ_7	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0

표 3. 직사각기둥 물체의 불변모멘트 벡터

(참 고 문 헌)

모멘트 벡터	기준점	좌 4cm	우 4cm	상 4cm	하 4cm	45° 회전	90° 회전
μ ₁	0.179012	0.175183	0.174528	0.172968	0.179012	0.175000	0.175183
μ ₂	0.003086	0.000798	0.000590	0.000391	0.003086	0.003125	0.000798
μ ₃	0.000024	0.000023	0.000068	0.000105	0.000024	0.0	0.000023
μ ₄	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
μ ₅	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
μ ₆	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
μ ₇	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0

- [1] JERRY L. SUTTON, "Underwater Acoustic Imaging", Proceedings of the IEEE, Vol. 67, No. 4, pp.229~241, April 1979.
- [2] 조현철, 이기성, 사공건, "다공질 압전소자로 제작한 초음파 트랜스듀서와 신경회로망을 이용한 3차원 수중 물체인식", 대한전기학회논문지, Vol. 46, No. 6, pp. 936-940, 1997.
- [3] M.K. Hu, "Visual Pattern Recognition by Moment Invariants", IRE Trans. Information Theory, Vol.8, pp. 179-187, Feb. 1962.
- [4] J. Dayhoff, "Neural Network Architecture", Van Nostrand Reinhold, pp. 10-13, 1990.
- [5] S. Watanabe and M.Yoneyama, "An Ultrasonic Visual Sensor for Three Dimensional Object Recognition using Neural Network", IEEE Transaction on Robotics and Automation, Vol. 8, No. 2, pp. 240-249, 1992.

표 4. 정삼각기둥 물체의 불변모멘트 벡터

모멘트 벡터	기준점	좌 4cm	우 4cm	상 4cm	하 4cm	45° 회전	90° 회전
μ ₁	0.211248	0.252401	0.210368	0.230469	0.211248	0.208866	0.230324
μ ₂	0.001340	0.000301	0.005882	0.004776	0.001340	0.002495	0.008328
μ ₃	0.007507	0.018764	0.003308	0.013915	0.007507	0.006088	0.008713
μ ₄	0.000432	0.000365	0.000379	0.000602	0.000432	0.000060	0.0
μ ₅	0.000001	0.000001	0.0	0.000002	0.000001	0.0	0.000003
μ ₆	0.000012	0.000001	0.000028	0.000026	0.000012	0.0	0.0
μ ₇	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0

표 5. 수중 물체인식률

수중 물체	인식률	SCL 신경회로망		SOFM 신경회로망	
		학습 데이터	시험 데이터	학습 데이터	시험 데이터
정사각기둥		94.4%	91.6%	97.2%	95.8%
직사각기둥		100%	92.8%	100%	96.4%
원통		96.6%	90%	96.6%	95.0%
정삼각기둥		95.2%	92.8%	97.6%	96.4%

5. 결론

초음파 센서를 이용한 3차원 수중 물체인식시스템은 수중 물체의 이동 및 회전에 관계없이 동일 물체로 인식해야 한다.

본 연구에서는 이를 위해 컴퓨터비전기법인 불변모멘트 벡터를 이용하여 수중 물체의 특징점을 추출하였다. 그리고 이들을 SCL 및 SOFM신경회로망에 각각 적용하여 수중 물체인식 알고리즘으로서의 성능을 비교하였다. SCL과 SOFM신경회로망은 짧은 학습시간으로 각각 91.8%, 95.9%의 높은 인식율을 나타냈다. 또한 지도학습 신경회로망의 백프로퍼게이션 신경회로망에 비해 학습 시간이 충분히 단축됨을 알 수 있는데 [5], 이는 두 알고리즘이 수중 물체인식 알고리즘으로서 유용함을 보여주고 있다. 그러나 수중 물체인식 알고리즘으로는 SOFM신경회로망이 SCL신경회로망보다 우수함을 보였는데, 그것은 SCL신경회로망이 승자누런만을 학습시키는데 기인하는 것으로 생각된다.