
심해무인잠수정 해미래의 고도정보 추정을 위한 다중센서융합 알고리즘

김덕진* · 김기훈** · 이판묵** · 조성권* · 박연식***

Multiple Sensor Fusion Algorithm for the Altitude Estimation of Deep-Sea UUV, HEMIRE

Dug-Jin Kim* · Kihun Kim** · Pan-Mook Lee** · Sung-Kwon Cho* · Yeoun-Sik Park***

이 논문은 2008년도 국토해양부의 연구비를 지원받았음

요 약

본 논문에서는 유삭식 심해무인잠수정인 해미래와 진수장치인 해누비로 이루어지는 심해무인잠수정 시스템의 항법 알고리즘에 사용되는 다중 센서 융합 기법에 대하여 소개하고 있다. 수중 위치 추적 시스템의 성능은 초단기선, 장기선, 고도계와 같은 수중 음향 센서의 성능에 의해 결정되는데 수중음향 신호는 다양한 형태의 노이즈를 가지고 있어 특별한 주의가 요망 된다. 본 논문에서는 이동 관측창 개념을 이용한 실용적인 다중센서 융합 알고리즘을 제안하였다. 해미래의 동해 실험역 시험을 통해 획득된 계측치에 본 알고리즘을 적용하여 그 성능을 고찰한 결과 우수한 성능을 보임을 알 수 있었다.

ABSTRACT

This paper represents the multiple sensor fusion algorithm for the deep-sea unmanned underwater vehicles (UUV), composed of a remotely operated vehicle (ROV) 'Hemire' and a depressor 'Henuvi'. The performance of underwater positioning system usually highly depend on that of acoustic sensors such as ultra short base line(USBL), long base line(LBL) and altimeter. A practical sensor fusion algorithm is proposed in the sense of a moving window concept. The performance of the proposed algorithm can be observed by applying the algorithm to the Hemire sea trial data which was measured at the East Sea.

키워드

다중센서융합, 심해무인잠수정, 수중음향, 신호처리

I. 서론

한국해양연구원 해양시스템 안전연구소에서는 2001

년 5월부터 심해무인잠수정 해미래 시스템을 개발해 왔다. 해미래는 전 세계 해양의 97%를 탐사할 수 있는 과학 조사용 6,000m급 심해 무인잠수정으로서 ROV인 해미

* 한국해양연구원 남해연구소
** 한국해양연구원 해양시스템안전연구소
*** 경상대학교 정보통신공학과 교수
교신저자 : 박연식(parkys@gsnu.ac.kr)

래, 진수 장치인 해누비, 선상 제어실로 구성되어 있다.

본 연구에서는 해미래와 해누비의 항법 정보를 추정하기 위한 다중 센서 융합 알고리즘에 대해 소개하고 있다. 수중에서 심해무인잠수정의 위치를 추적하기 위해서는 USBL, LBL, 고도계, 심도계 등의 다양한 항법 센서 정보를 사용하는데 본 논문에서는 여러 가지 센서로부터 취득된 센서 데이터를 다중센서융합 알고리즘을 통하여 취합함으로써 하나의 센서로부터 추정된 위치 정밀도보다 더 나은 정밀도를 확보하고자 하는 것이 그 목적이다.

본 논문에서는 일정 구간의 데이터 구간에 대해 오차 분산에 관한 특정값을 산출하고 비중을 부여하는 방법을 통하여 융합 알고리즘을 유도하였으며 알고리즘의 성능 검증을 위하여 2007년 10월 말에 수행한 동해 실험역 시험 데이터를 이용하여 검증하였다.

II. 센서융합알고리즘

일반적으로 두 센서에 대한 추정치의 오차간에 서로 상관관계가 없을 경우에는 **basic convex combination** 알고리즘을 사용하며 그 식은 (1a), (1b)와 같다.

$$\hat{x} = PP_1^{-1}\hat{x}_1 + PP_2^{-1}\hat{x}_2 \quad (1a)$$

$$P^{-1} = P_1^{-1} + P_2^{-1} \quad (1b)$$

여기서 \hat{x}_1 과 \hat{x}_2 은 센서 1과 센서 2의 계측치로부터 추정된 각 센서의 추정치이다. 여기서 P_1 과 P_2 는 각각 센서 1과 센서 2의 추정치에 대한 오차 분산 매트릭스이며 이로부터 P 가 식(1b)와 같이 구해진다.

한편 추정치 오차 사이에 상관관계가 있을 경우에는 발산할 가능성이 있으며 이때에는 식(2a)-(2c)와 같이 **covariance intersection** 기법을 사용하는 것이 좋다[1]. 하지만 식(2a)-(2c)와 같은 고도 비선형 문제는 해를 구하기 위해 많은 수치적 노력을 요하는 문제이기 때문에 Niessen은 식 (3)과 같은 센서의 총실도에 대한 직관에 기반한 근사해를 제시하였다[2].

$$\hat{x} = \omega_1 PP_1^{-1}\hat{x}_1 + \omega_2 PP_2^{-1}\hat{x}_2 \quad (2a)$$

$$P^{-1} = \omega_1 P_1^{-1} + \omega_2 P_2^{-1} \quad (2b)$$

$$\omega_1 + \omega_2 = 1 \quad (2c)$$

$$\omega_1 \text{trace}(P_1) - \omega_2 \text{trace}(P_2) = 0 \quad (3)$$

본 연구에서는 기존의 방법이 초기치부터 분산도를 측정하기 때문에 센서의 계측 특성이 변하는 상황에 신속하고 적절하게 대응하지 못하는 점을 개선하기 위하여 시간 관측창을 설정하고 시간의 추이에 따라 분산도와 융합알고리즘 가중치를 갱신하는 알고리즘을 식 (4a)-(4d)와 같이 제안하고자 한다. 여기서 식 (3)과 다르게 모든 통계치가 k 에 대한 함수형태로 표현된 이유는 시간 추이에 따라 해당 값이 변하기 때문이다.

$$\hat{x} = \omega_1(k)P(k)P_1(k)^{-1}\hat{x}_1 + \omega_2(k)P(k)P_2(k)^{-1}\hat{x}_2 \quad (4a)$$

$$P(k)^{-1} = \omega_1(k)P_1(k)^{-1} + \omega_2(k)P_2(k)^{-1} \quad (4b)$$

$$\omega_1(k) + \omega_2(k) = 1 \quad (4c)$$

$$\omega_1(k) = \frac{P_2(k)}{P_1(k) + P_2(k)} \quad (4d)$$

$$\omega_2(k) = \frac{P_1(k)}{P_1(k) + P_2(k)}$$

식 (1)에서 \hat{x}_1 과 \hat{x}_2 은 센서 1과 센서 2의 계측치로부터 추정된 각 센서의 추정치이다. 예를 들어 $P_1(k)$ 는 k 번째 데이터에 해당하는 센서 1의 분산도이며 이를 계산하기 위하여 $k-n-1$ 번째 데이터부터 k 번째 데이터까지 모두 n 개의 데이터를 사용하여 통계 특성을 파악하며 이때 n 은 융합알고리즘 설계자의 설계 인자로 조정될 수 있다.

두 개의 센서의 정보를 융합하기 위하여 국부 분산인 $P_1(k)$ 과 $P_2(k)$ 를 각각 계산하고 이로부터 각 센서의 총실도를 식 (4d)와 같이 계산한다. 또한 $P(k)$ 는 식 (4b)와 같이 계산할 수 있다.

이와 같이 국부 구간에 대하여 분산을 계산하는 이유는 센서의 특성 또는 운용 조건에 따라서 시간에 따라 분산치가 바뀔 수 있기 때문이다. 본 연구에서는 국부 구간에 대한 분산이 센서의 상태를 나타내는 값으로 국부 구간에 대하여 계산하고 대표성을 부여하는 것이 바람직하다고 봤다. 다중 센서 융합 알고리즘에 센서의 총실도 혹은 안정 상태에 따라 가중치를 부여하기 위하여 식 (4c), (4d)와 같이 가중치인 $\omega_1(k)$ 과 $\omega_2(k)$ 를 계산하여 최종 추정치 산출을 위한 기여도를 결정할 수 있다.

III. 센서융합알고리즘 성능분석

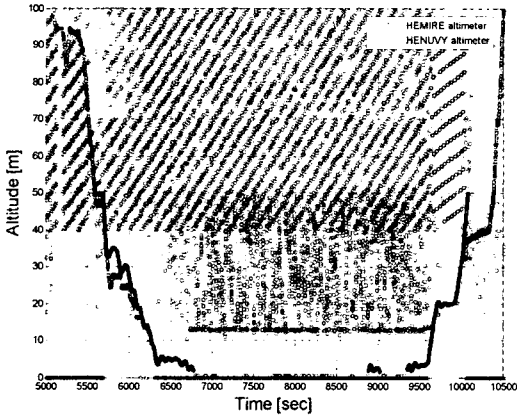


그림 1. ROV와 Depressor의 고도계측치
Fig. 1 Measured altitude for the ROV and the depressor

그림 1은 동해 실향역 시험에서 고도계를 사용하여 계측한 고도 정보이다. 파란 점이 해누비의 고도계측치이고 빨간 점이 해미래의 고도 계측치이다.

그림 1에서 관찰할 수 있듯이 수중음향 센서의 특성 상 많은 노이즈를 포함하고 있으며 바닥면에 가까이가 가면 노이즈가 심해지고 있음을 확인할 수 있다. 때문에 이러한 상황에서 보다 정밀한 심도계 센서와 같은 다른 센서의 정보를 이용하여 보다 정밀한 고도 정보를 추정할 필요가 있다. 이에 다양한 필터링 기법과 II장에서 유도한 센서의 충실도를 고려한 센서융합 알고리즘을 비교 분석함으로써 본 논문에서 소개하는 센서 융합 알고리즘의 유용성을 보이고자 한다.

그림 2의 결과는 고도 35m부터 고도 5m까지의 해미래 하강시의 고도 계측치(점선)를 일반적인 moving average 필터링 알고리즘을 적용한 결과(실선)인데 그림에서 볼 수 있듯이 간헐적으로 튀는 값(Outlier)에 대해서 필터링 알고리즘이 영향을 받으면서 필터링 결과를 제대로 산출해내지 못하고 있음을 확인할 수 있다.

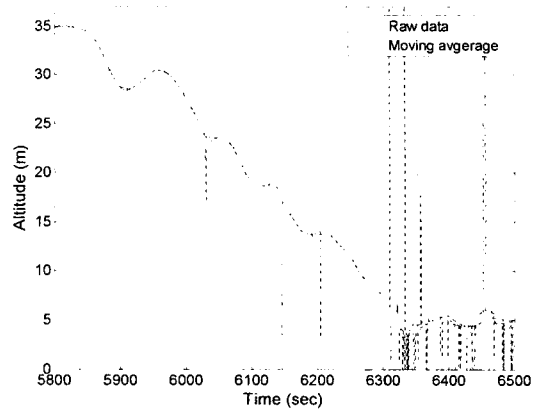


그림 2. 계측 고도치에 Moving average 적용 결과
Fig. 2 Moving average filtering results to the measured altitude data

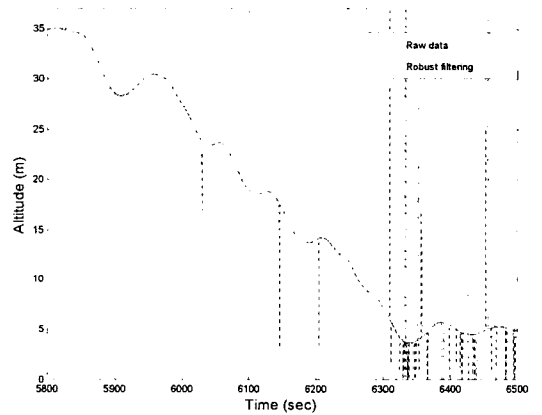


그림 3. Outlier가 있는 데이터에 강인필터링 적용결과
Fig. 3 Robust filtering results to measured raw data with some outliers

그림 3은 튀는 값(Outlier)을 잘 걸러주도록 설계된 강인 필터링 알고리즘을 사용하여 추정한 결과이다[3]. 점선 데이터가 실제 계측치이고 실선 그래프가 강인 필터링 알고리즘을 적용한 결과이다. 결과에서 보이듯이 튀는 값이 효과적으로 제거되었음을 알 수 있다.

하지만 그림 4의 결과에서 볼 수 있듯이 과도 노이즈가 너무 빈번하게 발생하면 강인 필터링 알고리즘을 사용하더라도 참값을 추정해내지 못하는 것을 관찰할 수 있다.

따라서 안정적인 센서의 정보를 융합한 새로운 알고리즘이 요구되며 이것이 바로 다중센서융합 알고리즘이다.

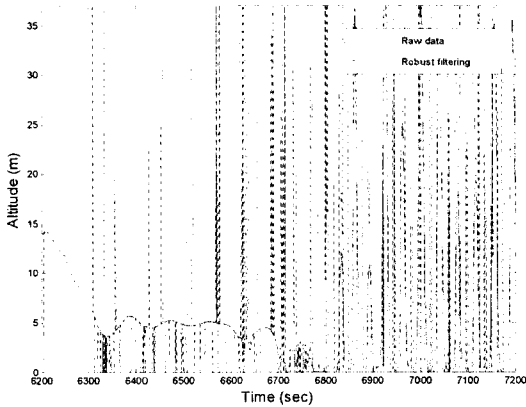


그림 4. 과도노이즈가 빈번하게 있는 경우 강인필터링을 적용한 결과

Fig. 4 Robust filtering results to measured raw data with frequent outliers

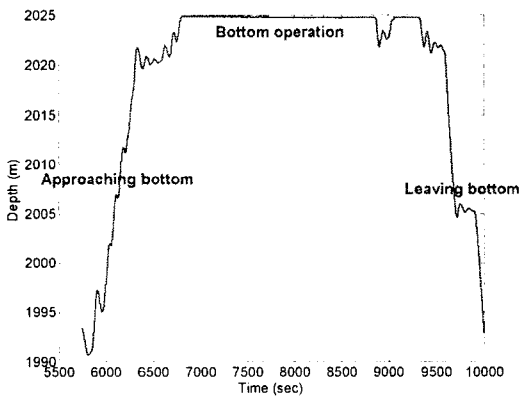


그림 5. 안정적인 심도계를 통하여 계측한 심도
Fig. 5 Measured depth information with the stable pressure sensor

본 연구에서는 수중에서 안정적인 심도 정보를 제공하는 심도계 정보를 융합하여 고도 정보를 안정적으로 추정하고자 한다.

그림 5는 압력센서를 사용하여 동해 실험역 시험에서 계측한 심도 정보이다. 결과에서 알 수 있듯이 전 구간에 걸쳐 안정적인 정보가 제공되고 있음을 확인할 수 있다. 고도 정보와 심도 정보는 그 계측치가 다르지만 두 센서 모두 동일한 항체인 ROV에 탑재되어 있기 때문에 동일한 변화량을 가져야 한다는 것이 본 논문의 주요 아이디어이다. 물론 두 센서의 융합 알고리즘에는 2장에서 소개한 각 센서의 충실도를 기반으로 한 센서융합알고리즘을 사용한다.

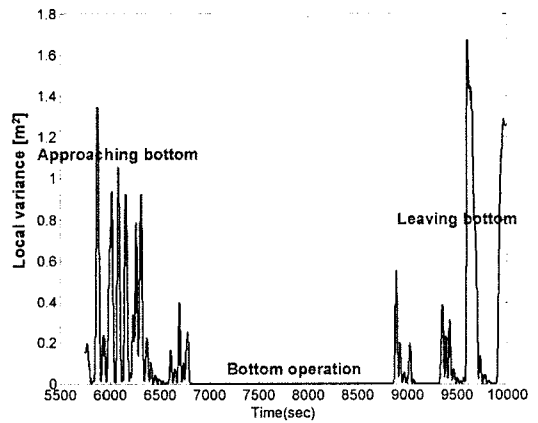


그림 6. 심도 계측치에 대한 국부 분산

Fig. 6 Local variances for the depth measurements

그림 6은 심도 정보를 사용하여 압력계의 국부 분산을 계산한 값이다. 국부 분산이 크다는 것은 그 센서가 안정적이지 못하다. 즉, 센서가 충실하지 못하다는 것을 의미한다.

압력계의 경우 바닥면에서보다 하강시와 이륙시에 최대 1.4~1.6의 국부 분산을 가지고 있음을 확인할 수 있다. 하지만 그림 7의 고도계에 대한 국부 분산치와 비교하면 대부분의 영역에서 현저히 작은 값을 확인할 수 있다. 이는 압력계가 대체로 고도계에 비해 안정적인 센서임을 의미한다.

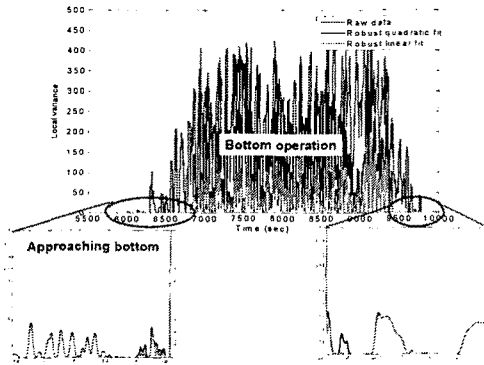


그림 7. 고도계측치에 대한 국부 분산
Fig. 7 Local variances for the measured altitude

그림 7은 고도계 계측치에 대한 국부 분산을 계산한 그래프이다. 착륙 직전과 이륙 시 고도 정밀도가 안정적인 영역에서는 압력계와 비슷하거나 더 나은 센서 충실도를 보이는 반면, 바닥면 근처에서는 약 100~400사이의 국부 분산 값을 보이는 것을 확인할 수 있다. 이는 바닥면에서는 고도계의 센서 계측치가 신뢰성이 떨어짐을 의미한다.

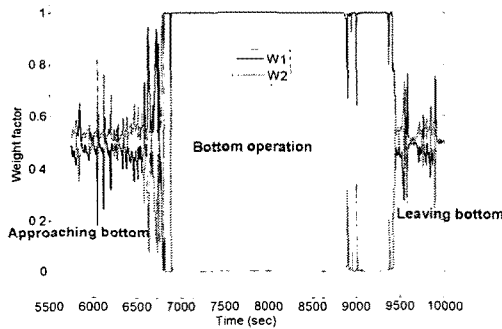


그림 8. 압력계(W1)와 고도계(W2)에 대한 융합알고리즘 가중치
Fig. 8 Weighting factors of fusion algorithm for the pressure sensor(W1) and the altimeter(W2)

그림 8은 식 (3)과 (4)를 바탕으로 연산한 센서 융합 알고리즘에의 적용을 위한 가중치 계산이다. 알고리즘의 주 아이디어인 안정적이고 충실한 경우의 센서에 더 큰 가중치를 부여되는 것이 결과로부터 관측 가능하다. 약 6,800초부터 9,300초에 해당하는 바닥면에서는 그림

7에서의 결과와 같이 고도계가 제 역할을 수행하지 못하므로 충실한 압력 센서 계측치에 1에 가까운 가중치를 부여하고 있는 것을 확인할 수 있다. 반면 초반과 후반의 고도계 센서가 어느 정도 제 역할을 수행하는 영역에서는 두 센서가 가중치를 각각 0.5 근처에서 나누어 가지고 있음을 확인할 수 있다.

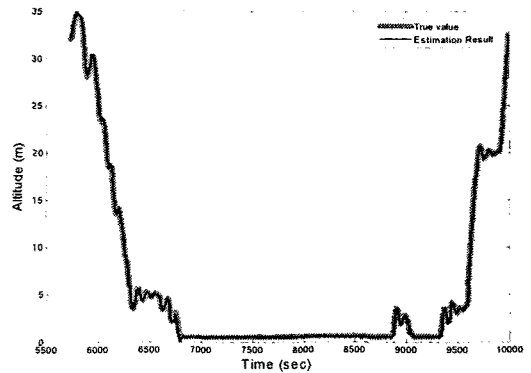


그림 9. 다중센서융합 알고리즘을 이용한 고도정도 추정결과
Fig. 9 Estimation result using the multi-sensor fusion algorithm

그림 9는 다중센서 융합 알고리즘을 사용하여 고도를 추정한 결과이다. 연한색 선이 참값이고 진한색 선이 추정치이다. 그림 9와 그림 10의 결과에서 확인할 수 있듯이 참값을 잘 추정하고 있음을 알 수 있다.

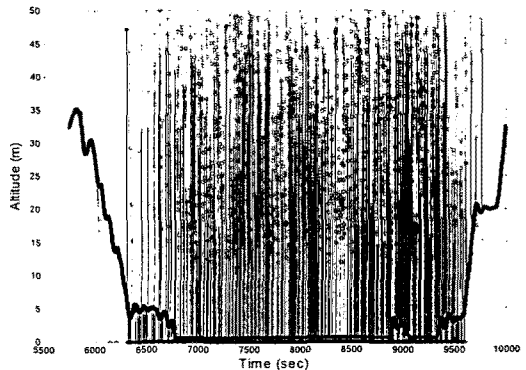


그림 10. 고도계측치와 다중센서융합알고리즘 추정결과 비교
Fig. 10 Comparison between the measured altitude data and the multi-sensor fusion algorithm results

그림 10은 다중 센서 융합 알고리즘의 효용성을 입증하기 위하여 단순 고도계 계측치와 다중 센서 융합 알고리즘을 사용하여 추정한 추정치를 겹쳐서 그린 것이다.

거의 사용이 불가능한 것으로 보이는 바닥면 부근의 영역에서도 고도 센서 정보를 압력 센서 정보와 융합함으로써 정확한 고도 추정이 가능함을 확인하였다.

IV. 결 론

본 논문에서는 실용적인 다중 센서 융합 알고리즘을 소개하고, 알고리즘의 성능을 검증하기 위하여 해미래 시스템이 동해 실험역 시험에서 계측한 센서 정보에 다양한 필터링 기법과 다중 센서 융합 알고리즘을 적용하여 그 성능을 비교 분석하였다.

결과에서 알 수 있듯이 일반적인 이동 평균필터링은 과도 특이점에 대하여 영향을 받는 것을 확인할 수 있었으며, 과도 특이점에 대하여 강인한 것으로 알려진 강인 필터링 알고리즘을 적용한 경우 선형과 정방향 필터 모두 비슷한 성능을 보이면서 과도 특이점에 대해서는 참값을 추정하였으나 빈번한 노이즈의 출현 후에는 참값을 제대로 추정하지 못함을 확인할 수 있었다. 하지만 본 논문에서 소개하는 다중 센서 융합 알고리즘의 경우 빈번한 노이즈의 출현에도 영향을 받지 않으면서 고도 추정을 지속적으로 잘 수행해 낼 수 있음을 확인할 수 있었다.

향후에는 고도 뿐 아니라 심해무인잠수정의 7자유도 위치 정보에 대하여 다중 센서 융합 알고리즘을 적용하여 보다 우수한 성능의 항법 정보를 확보하기 위한 연구를 수행할 계획이다.

감사의 글

본 연구는 2008년도 국토해양부의 지원에 의하여 이루어진 연구로서, 관계부처에 감사 드립니다.

참고문헌

- [1] Dietrich F., Andreas H., "Improved Fast Covariance Intersection for Distributed Data Fusion," International Conference on Information Fusion, 2005, pp. 154-160.
- [2] Wolfgang N., "Information fusion based on fast covariance intersection filtering," In Proc. Int. Conf. Inf. Fusion, pp. 901-905, 2002.
- [3] Cleveland, W.S., "Robust Locally Weighted Regression and Smoothing Scatter plots," Journal of the American Statistical Association, Vol. 74, 1979, pp. 829-836.
- [4] Orfanidis, S.J., Introduction to Signal Processing, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1996.

저자소개

김덕진 (Dug-jin Kim)



1994년 2월 : 경일대학교 전자공학과 공학사
1996년 2월 : 경남대학교 전자공학과 공학석사

2005년 ~ 현재 : 경상대학교 정보통신공학과 박사과정
1986년 ~ 현재 : 한국해양연구원 남해연구소 기술원
※ 관심분야 : 수중화상통신, 컴퓨터 네트워크

김기훈 (Kihun Kim)



1998년 2월 : 서울대학교 조선해양공학과 공학사
2000년 2월 : 서울대학교 조선해양공학과 공학석사

2005년 2월 : 서울대학교 조선해양공학과 공학 박사
2005년 ~ 현재 : 한국해양연구원 해양시스템안전연구소 선임연구원
※ 관심분야 : 센서융합, 수중항법, 시스템 식별



이판목 (Pan-Mook Lee)

1983년 2월 : 한양대학교 기계공학과
공학사

1985년 2월 : 한국과학기술원 기계공
학과 공학석사

1998년 2월 : 한국과학기술원 기계공학과 공학박사

1985년 3월~현재 : 한국해양연구원 해양시스템안전
연구소 책임연구원

※관심분야 : 수중로봇(ROV, AUV) 제어기 설계, DSP
이용 수중초음파 신호처리, 슬라이딩 모드 제어이론,
수중항법, 수중통신



조성권 (Sung-Kwon Cho)

1986년~1996년 : 유인잠수정 해양
250 잠수정 팀장

1986년~현재 : 한국해양연구원 남해
연구소 기술원

※관심분야 : 유·무인잠수정 운용



박연식 (Yeoun-Sik Park)

1971년 광운대학교 무선 통신공학과
공학사

1980년 건국대학교 행정대학원 행정
학석사

1995년 경상대학교 전자계산학과 공학석사

1999년 해양대학교 전자통신공학과 공학박사

1999년~현재 : 경상대학교 정보통신공학과 교수, 해양
산업연구소 연구원

※관심분야 : 수중화상통신, 컴퓨터 네트워크