

# 칼만필터와 다층퍼셉트론을 이용한 선박 오토파일럿의 자이로스코프 신호 잡음제거

김민규\* · 김종화\*\* · 양현\*\*\*†

\*, \*\*, \*\*\* 한국해양대학교 해양과학기술전문대학원, \*\*\* 한국해양과학기술원

## Gyroscope Signal Denoising of Ship's Autopilot using Kalman Filter and Multi-Layer Perceptron

Min-Kyu Kim\* · Jong-Hwa Kim\*\* · Hyun Yang\*\*\*†

\*, \*\*, \*\*\* Ocean Science and Technology School, Korea Maritime and Ocean University, Busan, Korea,

\*\*\* Korea Institute of Ocean Science and Technology, Busan, Korea

**요 약** : 2020년 1월 1일부터 국제해사기구(IMO)는 전 세계 모든 해역을 지나가는 선박을 대상으로 선박연료유의 황 함유량 상한선을 3.5%에서 0.5%로 낮춰 선박으로 인해 발생하는 대기오염을 줄이기 위한 강력한 규제를 실시한다. 황 함유량이 낮은 연료유를 사용하여 대기오염 물질을 줄이는 것도 중요하지만 선박을 경제적으로 운영하여 불필요한 에너지 낭비를 줄이는 것 또한 대기오염 물질을 줄이는 데 큰 도움이 된다. 따라서 선박은 잡음의 영향을 받더라도 항로를 정확하게 유지하여야 한다. 항로를 정확하게 추종하기 위해 오토파일럿 시스템이 사용되지만 오토파일럿 시스템의 성능이 아무리 우수하다 하더라도 잡음의 영향을 받게 된다면 성능에 한계를 가진다. 실제 환경에서는 자이로스코프에서 측정잡음이 더해진 회두각이 오토파일럿 시스템의 입력으로 들어가 오토파일럿 시스템의 성능을 저하시킨다. 이와 같은 문제를 해결하기 위해 상태추정에 쓰이는 Kalman Filter를 적용하여 잡음의 영향을 줄여주는 기법이 있지만 이 또한 역시 잡음의 영향을 완전히 제거시키는 것이 불가능하다. 따라서 본 논문에서는 잡음제거 성능을 더욱 더 개선시키기 위해 전진방향 구간에서는 인공지능 기술 중 하나인 다층퍼셉트론(Multi-Layer Perceptron; MLP)를 적용하고, 회전구간에서는 Kalman Filter를 적용하여 Kalman Filter만을 사용한 경우보다 우수한 잡음제거 기법을 제안한다. 시뮬레이션을 통해 제안한 방법이 Kalman Filter만을 사용한 경우보다 조타기의 오동작을 방지하여 선박의 전진방향 운동이 개선됨을 확인할 수 있다.

**핵심용어** : 오토파일럿, 칼만필터, 다층퍼셉트론, 자이로스코프, 회두각, 잡음제거

**Abstract** : Since January 1, 2020, the International Maritime Organization (IMO) has put in place strong regulations to reduce air pollution caused by ships by lowering the upper limit of ship fuel oil sulfur content from 3.5% to 0.5% for ships passing through all sea areas around the world. Although it is important to reduce air pollutants by using fuel oil with low sulfur content, reducing the amount of energy waste through the economic operation of a ship can also help reduce air pollutants. Ships can follow designated routes accurately even under the influence of noise using autopilot systems. However, regardless of their quality, the performance of these systems is affected by noise; heading angles with added measurement noise from the gyroscope are input into the autopilot system and degrade its performance. A technique to solve these problems reduces noise effects through the application of a Kalman filter, which is widely used in condition estimation. This method, however, cannot completely eliminate the effects of noise. Therefore, to further improve noise removal performances, in this study we propose a better denoising method than the Kalman filter technique by applying a multi-layer perceptron (MLP) in forward direction motion and a Kalman Filter in rotation motion. Simulations show that the proposed method improves forward direction motion by preventing the malfunction of a rudder more so than merely using a Kalman Filter.

**Key Words** : Autopilot, Kalman Filter, Multi-layer perceptron, Gyroscope, Heading angle, Denoising

\* First Author : kmk7059@kiost.ac.kr, 051-664-3144

† Corresponding Author : yanghyun@kiost.ac.kr, 051-664-3044

## 1. 서론

최근 UN(United Nations) 산하 국제해사기구(International Maritime Organization; IMO)는 전 세계 자동차 배기가스 배출량이 상선 50척에 상회하며, 상선 1척 미세먼지 배출량이 디젤 승용차량 50만대와 동일하고, 부산 미세먼지 발생의 절반이 선박에 의한 것이라는 연구결과를 발표한 바 있다(Lee et al., 2017). 선박에 의한 대기오염을 줄이기 위해 IMO에서는 2020년부터 전 세계의 선박을 대상으로 황 함유량 상한선을 3.5%에서 0.5%로 낮추는 강력한 규제를 실시할 예정이다(Kim, 2016). 이러한 상황에서 신속한 항로변침 및 정확한 항로유지를 통해 연료소모량을 줄이는 것은 대기오염 물질을 줄이는데 도움을 준다.

선박을 운항하기 위해서 오토파일럿 시스템이 사용되는데(Fossen, 1999; Sperry, 1992) 오토파일럿 시스템은 자이로스코프에서 측정된 회두각을 입력으로 사용하고, 출력으로 선박을 제어하기 위한 조타각을 생성한다. 기존에 사용된 오토파일럿 시스템은 PD(Proportional-Differential)형 제어기로 구성된 오토파일럿을 사용하였지만 비선형 항을 많이 포함하고 있는 선박에 적용할 경우 회전 시 조타각의 변화가 거칠게 일어나 오버슈트, 정상상태 오차가 발생하고 응답속도가 느려 선박이 정해진 항로에서 이탈하게 된다. 따라서 본 논문에서는 PD형 오토파일럿 시스템의 단점을 보완할 수 있는 속도형 퍼지 PID(Proportional-Integral-Differential) 오토파일럿 시스템을 적용한다(Kim et al., 2018a). 속도형 퍼지 PID 오토파일럿 시스템은 잡음이 없다는 가정 하에 아주 우수한 성능을 발휘하지만 시스템이 잡음의 영향을 받는다면 D제어기(미분기)가 정상적인 작동을 하지 못해 잡음의 영향을 더욱 심화 시킨 채로 속도형 퍼지 PID 오토파일럿 시스템의 입력으로 들어가 양호한 응답을 발생시키지 못한다. 이와 같은 문제를 해결하기 위해 측정 잡음이 포함된 실제 측정치를 오토파일럿 시스템의 입력으로 피드백 시키는 대신 상태추정에 널리 쓰이는 Kalman Filter를 이용하여 추정 측정치를 오토파일럿 시스템의 입력으로 피드백 시키는 분리원리를 이용하여 D제어기의 오동작을 방지하는 연구가 진행되었다(Kim et al., 2018b). 어떠한 필터라도 완전한 잡음제거는 불가능한 일이고 Kalman Filter 역시 백색잡음에서는 우수한 성능을 표출하지만 칼라잡음이 인가된 경우나 비선형 항을 많이 포함하고 있는 시스템에서는 상태추정에 한계를 가진다(Park, 2016). 따라서 본 논문에서는 잡음의 영향을 더욱 줄여주기 위해 인공신경망의 한 종류인 MLP(Multi-Layer Perceptron)와 Kalman Filter를 결합하고자 한다. MLP는 패턴인식, 시계열 예측, 비선형 제어 등과 같은 다양한 분야에서 응용되고 있으며(Oh, 2003) MLP의 일종인 CNN을 이용하여

잡음 영상을 원 영상으로 복원하는 연구도 진행되었다(Heo and Lim, 2019). 선박은 전진방향 운동과 회전운동으로 이루어지기 때문에 전진방향 운동구간에서는 MLP를 적용하고 회전구간에서는 Kalman Filter를 적용하여 기존에 사용되는 Kalman Filter만을 사용한 경우보다 더욱 더 우수한 잡음제거 능력을 표출할 수 있는 제어시스템을 제안한다.

## 2. 속도형 퍼지 PID형, PD형 오토파일럿 시스템의 성능 비교

### 2.1 속도형 퍼지 PID형 오토파일럿의 구조

Fig. 1은 속도형 퍼지 PID 오토파일럿 시스템의 블록 다이어그램이다. 속도형 퍼지 PID 오토파일럿 시스템은 회두각 오차, 회두각 오차의 속도, 회두각 오차의 가속도 성분을 입력으로 사용하여 실시간으로 퍼지 제어 규칙과 추론과정을 거치고 비퍼지화기를 통해 제어증분을 출력으로 생성한다(Kim et al., 2003).

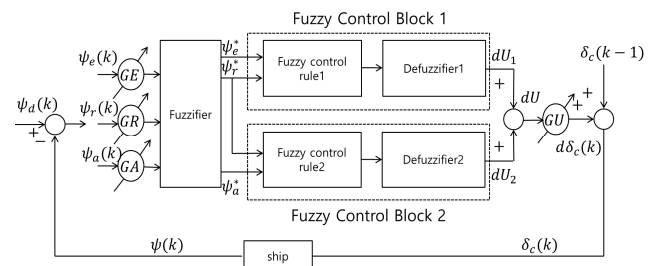


Fig. 1. Block diagram of velocity type fuzzy PID autopilot.

식(1)과 식(2)는 속도형 퍼지 PID 오토파일럿 시스템에 사용되는 입력과 출력에 대한 식이다.

$$\psi_e(k) = \psi_d(k) - \psi(k) \quad (1)$$

$$\psi_e^* = GE \times \psi_e(k)$$

$$\psi_r(k) = [\psi_e(k) - \psi_e(k-1)]/T$$

$$\psi_r^* = GR \times \psi_r(k)$$

$$\psi_a(k) = [\psi_r(k) - \psi_r(k-1)]/T$$

$$\psi_a^* = GA \times \psi_a(k)$$

$$dU = dU_1 + dU_2 \quad (2)$$

$$d\delta_c(k) = GU \times dU, \delta_c(k) = d\delta_c(k) + \delta_c(k-1)$$

여기서,  $\psi_d(k)$ 는 기준입력인 기준 회두각을 의미하며,  $T$ 는 샘플링 시간,  $\psi(k), \psi_e(k), \psi_r(k), \psi_a(k)$ 는 각각 샘플링 시간  $k$ 에서 선박의 회두각, 회두각 오차, 회두각 오차의 속도, 회두각 오차의 가속도를 의미한다.  $GE, GR, GA, GU$ 는 각각  $\psi_e^*, \psi_r^*, \psi_a^*, d\delta_c(k)$ 의 퍼지화 스케일 파라미터이며 퍼지 PID 제어 이득이 된다.  $dU_1$ 는 퍼지 제어블록1,  $dU_2$ 는 퍼지 제어블록2에서 출력이고  $dU_1, dU_2$ 를 더한 뒤  $GU$ 를 곱하면 제어 증분  $d\delta_c(k)$ 가 생성되며 식(3)과 같다.

$$d\delta_c = K_i\psi_e + K_p\psi_r + K_d\psi_a \quad (3)$$

여기서,  $K_i, K_p, K_d$ 는 적분, 비례, 미분이득을 의미한다. 그리고 직전 샘플링 시간에서 회두각  $\delta_c(k-1)$ 과 현재 생성된 제어증분  $d\delta_c(k)$ 을 더하게 되면 최종적으로 조타 명령각  $\delta_c(k)$ 가 생성되며  $\delta_c(k)$ 로 인해 선박이 실시간으로 제어가 가능하다. 퍼지 제어블록1과 2의 제어규칙은 Zadeh의 AND논리가 적용되었으며 이는 전반부의 2가지 조건에 대하여 후반부의 적합도를 찾기 위해 min연산을 수행하며 비퍼지화기는 무게중심법을 사용하였다. 속도형 퍼지 PID 오토파일럿 시스템에 대한 자세한 내용은 참고문헌(Kim et al., 2006)에 상세히 설명되어 있다.

### 2.2 속도형 퍼지 PID 오토파일럿 시스템의 성능

기준에 널리 사용되고 있는 PD형 오토파일럿 시스템과 속도형 퍼지 PID 오토파일럿 시스템의 성능을 비교하기 위해 시뮬레이션을 실시하였으며 시뮬레이션에 사용된 PD형 제어기는 식(4)와 같이 구성하였고 선박의 제원은 Table 1과 같다.

$$\delta_c = -K_p(\psi_d(k) - \psi(k)) + K_d r(k) \quad (4)$$

여기서, 비례이득  $K_p = 1$ , 미분이득  $K_d = 70$ 으로 최적 설정하였으며  $r(k)$ 는 회두각속도를 의미한다.

Table 1. Specification of a ship

$L(m)$	171.8
$L_{pp}(m)$	160.93
$Draft(m)$	8.23
$\nabla(m^3)$	18541
$B(m)$	23.17
velocity (m/s)	8

여기서,  $L, L_{pp}, Draft, \nabla, B$ 는 각각 선박의 길이, 수선간장, 재화중량, 폭을 의미하고 전진방향 속도는  $8m/s$ 라 가정하였다.

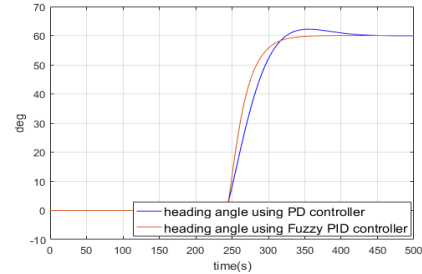


Fig. 2. Comparison of heading angles using Fuzzy PID controller and PD controller.

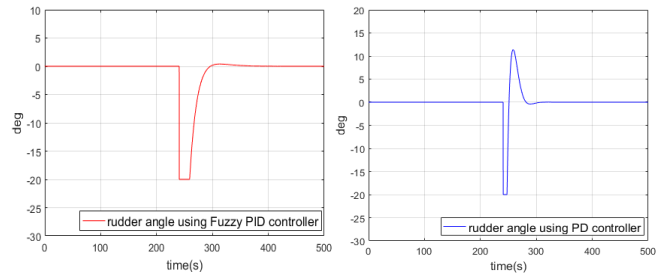


Fig. 3. Comparison of rudder angles using Fuzzy PID controller and PD controller.

Fig. 2와 Fig. 3은 속도형 Fuzzy PID, PD 제어기로 구성된 오토파일럿 시스템으로 변침각이  $60^\circ$ 인 경우 선박의 조타각을 비교한 시뮬레이션 결과이며 선박의 안정성을 확보하기 위해 조타각을  $\pm 20^\circ$ 로 제한하였다. Fig. 3의 시뮬레이션 결과처럼 PD형 오토파일럿 시스템을 적용하면 조타각의 변화가 거칠게 일어나는 반면 속도형 Fuzzy PID 오토파일럿 시스템은 조타각의 변화가 부드럽게 일어나 선박의 불필요한 에너지 손실을 줄일 수 있다. 이처럼 PD형 오토파일럿 시스템을 적용하면 조타각의 변화가 거칠게 일어나기 때문에 Fig. 2의 시뮬레이션 결과와 같이 오버슈트가 발생하여 그만큼 선박은 항로에서 벗어나게 된다. 또한 상승시간, 정착시간이 속도형 Fuzzy PID 오토파일럿 시스템 보다 느려 빠른 변침을 수행하는데 한계를 가지고 있다. 시뮬레이션 결과를 통해 PD형 대비 속도형 Fuzzy PID 오토파일럿 시스템의 우수한 성능을 검증하였고 본 논문에서 회두각을 유지하기 위한 오토파일럿 시스템으로 속도형 Fuzzy PID 제어기를 적용한다.

### 3. 선박 운동방정식

일반적으로 선박은 6자유도 운동방정식으로 강체 역학적 방정식과 유체 역학적 방정식의 합으로 구성되며 이는 식(5)와 같다(Park and Kim, 2016; Fossen, 2001).

$$M\dot{\nu} + C(\nu)\nu + D(\nu)\nu + g(\eta) = \tau \quad (5)$$

여기서,  $M, C, D$ 는 관성행렬, 코리올리스 행렬, 댐핑행렬을 의미하며  $g(\eta)$ 는 복원력과 관련된 항으로 선박이 안정할 경우 무시할 수 있다.  $\tau = [X, Y, Z, K, M, N]$ 으로 선박을 제어할시 요구되는 추력과 타력을 포함하는 힘과 모멘트를 의미하고 벡터  $\nu$ 는  $[u, v, w, p, q, r]^T$ 로 구성되며 순서대로 선박 좌표계 기준에서  $x, y, z$  축으로의 속도와 각속도를 의미한다. 해수면을 운항하는 대다수의 선박은 좌우 대칭이고 선박 좌표계의 원점이 선체 중심선에 위치하며 선박운항 측면에서 heave, roll, pitch 성분은 무시할 수 있기 때문에  $x, y$  축으로의 병진운동과  $z$  축으로의 회전운동으로 이루어진 3자유도 운동방정식으로 간략화 시킬 수 있다. 이때 3자유도 운동방정식은 전진방향 속도 모델과 조종운동 모델의 결합으로 이루어지며 전진방향 속도 모델은 식(6)과 같다.

$$(m - X_u)\dot{u} - X_u u - X_{|u|u}|u|u = \tau_{forward} \quad (6)$$

여기서,  $m$ 은 선박의 질량,  $X_u, X_u, X_{|u|u}$ 는 유체력 미계수를 의미하며  $\tau_{forward}$ 는 전진방향으로의 추력을 의미한다. 그리고 조종운동 방정식은 식(7)로 표현된다.

$$M\dot{\nu} + C(\nu)\nu + D\nu = \tau_{steering} \quad (7)$$

여기서,  $\nu$ 는 회전운동을 담당하는 벡터로서  $[v, r]^T$ 로 구성되며  $y$ 축으로의 속도,  $z$ 축으로 각속도를 성분으로 가진다.  $M, C(\nu), D$ 는 관성행렬, 코리올리스행렬, 댐핑행렬로 식(8)과 같고 하나의 조타기로 선박이 제어 가능하다면  $\tau_{steering}$ 은 식(9)와 같이 표현가능하다(Fossen, 2011).

$$M = \begin{bmatrix} m - Y_v & mx_G - Y_r \\ mx_G - Y_r & I_z - N_r \end{bmatrix} \quad (8)$$

$$C(\nu) = \begin{bmatrix} 0 & (m - X_u)u \\ (X_u - Y_v)u & (mx_G - Y_r)u \end{bmatrix}$$

$$D = \begin{bmatrix} -Y_v - Y_r \\ -N_v - N_r \end{bmatrix}$$

$$\tau_{steering} = \begin{bmatrix} -Y_\delta \\ -N_\delta \end{bmatrix} \delta \quad (9)$$

여기서,  $Y_v, Y_r, Y_v, Y_\delta, N_v, N_r, N_\delta$ 는 유체력 미계수를 의미하며  $x_G$ 는 선박의 무게중심의  $x$ 방향 위치,  $I_z$ 는  $z$ 축으로의 회전 관성모멘트,  $\delta$ 는 제어입력인 조타각으로서 2장에서 설명한 속도형 퍼지 PID 오토파일럿 시스템의 최종 출력으로 생성된  $\delta_c(k)$ 와 동일하다.

### 4. 잡음의 영향을 받는 오토파일럿 시스템

선박이 항로를 유지하기 위해 사용되는 속도형 퍼지 PID 오토파일럿 시스템을 사용하지만 이는 잡음이 없다는 가정 하에 우수한 성능을 표출한다. 그러나 선박을 운항하는 실제 상황에서는 잡음의 영향을 무시할 수 없기 때문에 자이로스코프에서 측정 잡음이 포함된 회두각을 필터링을 거치지 않고 바로 사용하였을 시 오토파일럿 시스템이 받는 영향에 대해 설명한다.

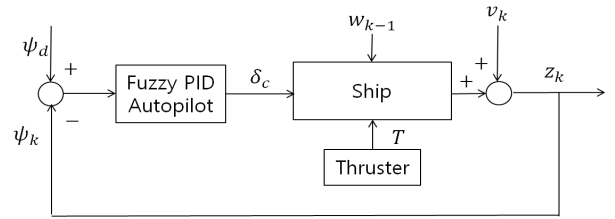


Fig. 4. Structure of autopilot system affected by noise.

Fig. 4는 잡음의 영향을 받는 오토파일럿 시스템의 구조이다.  $w_{k-1}$ 은 시스템 잡음을 의미하고  $v_k$ 는 자이로스코프로 회두각을 측정할 시 발생하는 측정잡음을 의미하며 평균이 0이고 분산이 0.05인 확률적 특성이 변하지 않는 가우시안 잡음을 의미한다.  $z_k$ 는 측정잡음이 포함된 실제 측정치 즉  $\psi_k$ 를 의미하며 잡음이 포함된  $\psi_k$ 가 속도형 퍼지 PID 오토파일럿 시스템의 입력으로 들어가 오토파일럿 시스템의 성능저하를 유발한다.

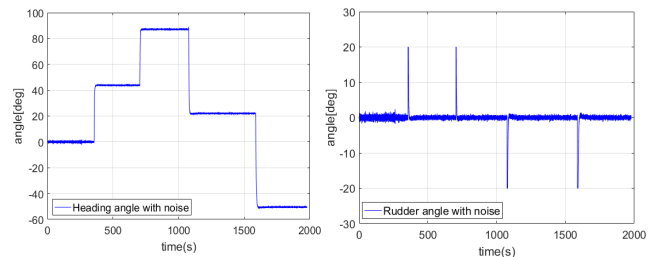


Fig. 5. Heading angle and Rudder angle with noise.

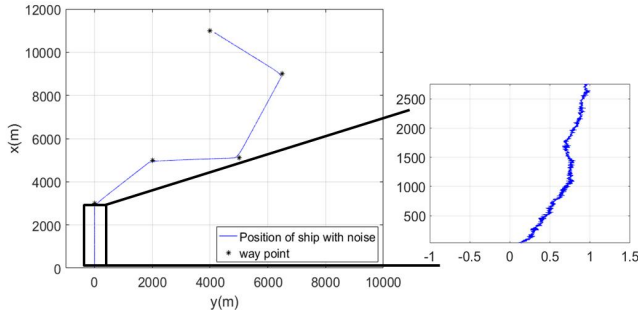


Fig. 6. Position of ship with noise.

Fig. 5는 잡음이 인가된 경우 선박의 회두각( $\psi_k$ )과 조타명령각 ( $\delta_c$ )를 나타낸 시뮬레이션 결과이다. 자이로스코프의 측정잡음의 영향을 받는 회두각이 속도형 퍼지 PID 오토파일럿 시스템의 입력으로 들어감으로써 출력인 조타명령각은 더욱더 심한 잡음의 영향을 받게 된다. 이처럼 조타명령각이 양호한 제어 성능이 나오지 않는 이유는 속도형 퍼지 PID 제어기에서 미분기를 담당하는 D제어기에서 오동작이 발생하기 때문이다. Fig. 6은 자이로스코프에서 측정된 측정잡음이 포함된 회두각을 오토파일럿 시스템의 입력으로 인가한 경우 선박의 위치를 나타낸 시뮬레이션 결과이다. 선박은 오토파일럿 시스템으로 인해 전반적인 항로를 유지할 수 있지만 전진방향 구간을 확대해서 보면 정확한 전진방향 운동이 불가능함을 알 수 있다. 이는 잡음으로 인해 조타기가 계속 채터링하는 현상이 선박에 영향을 끼치기 때문이다. 또한 유압 및 전기로 운용되는 조타기에서 채터링하는 만큼 선박이 항로에서 이탈하여 항로를 유지하는데 한계가 있다.

## 5. Kalman Filter기반 분리원리를 적용한 오토파일럿 시스템

4장에서 설명한 바와 같이 잡음의 영향으로 미분기의 오동작이 발생하여 조타기는 채터링 하는 현상이 발생하고 결론적으로 선박은 정확한 전진방향 운동이 불가능함을 알 수 있다. 이와 같은 문제를 해결 위해 기존에 상태추정에 널리 사용되는 Kalman Filter를 적용하여 예측 추정치를 제어시스템의 입력으로 피드백 시키는 분리원리를 적용하여 미분기의 오동작을 줄여주고자 한다.

### 5.1 Kalman Filter

Kalman Filter는 직전 샘플링 시간에서 상태 추정치와 시스템 모델을 이용하여 현재 시간에서의 예측 추정치를 계산하고, 현재 시간에서 잡음이 포함된 실제 측정치와 예측 측정치와의 차이에 적절한 가중행렬을 곱하여 계산된 보상치를

더해 줌으로써, 현재시간에서의 필터 추정치를 계산하는 알고리즘으로 식(10)~식(13)으로 구성되어있다(Jazwinski, 1960).

$$\hat{x}_k(-) = A\hat{x}_{k-1} + Bu_{k-1} \quad (10)$$

$$P_k(-) = AP_{k-1}(+)A^T + Q$$

$$K_k = P_k(-)C^T[CP_k(-)C^T + R_k]^{-1} \quad (11)$$

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k(-) + K_k[z_k - C\hat{x}_k(-)] \quad (12)$$

$$P_k = [I - K_kC]P_k(-) \quad (13)$$

여기서,  $A$ 는 시스템 행렬,  $B$ 는 입력행렬,  $C$ 는 측정행렬,  $K_k$ 는 Kalman 이득을 의미하는 가중행렬 의미하며  $Q, R$ 은 평균이 0이고 백색 가우시안 분포를 가진 시스템 잡음과 측정 잡음에 대한 자기 공분산 행렬이고,  $P$ 는 필터 공분산을 의미한다. 초기시간에서 필터 공분산과 필터 추정치를  $P_0, \hat{x}_0$ 라 정의하면 식(10)과 같이 현재 샘플링 시간  $k$ 에서 예측 추정치  $\hat{x}_k(-)$ 와 예측 공분산  $\hat{P}_k(-)$ 가 계산된다. 다음으로 현재시간  $k$ 에서 Kalman 이득인  $K_k$ 가 식 (11)에 의해 계산되고 필터 추정치  $\hat{x}_k$ 은 예측 추정치  $\hat{x}_k(-)$ 과 필터 보상치  $K_k[z_k - C\hat{x}_k(-)]$ 를 더해줌으로 식(12)와 같이 계산된다. 필터 보상치는 Kalman 이득에 이노베이션 프로세스  $z_k - C\hat{x}_k(-)$ 를 곱해줌으로 생성되며 이노베이션 프로세스는 측정값과 예측 측정값의 차이로 상태추정을 신뢰성 있게 하면 기대치가 0부근에 존재하지만 상태추정에 실패하게 된다면 기대치가 0에서 벗어나는 특성을 가져 상태 추정 성공여부 판단에 사용된다. 마지막으로 다음 샘플링 시간에서 예측 공분산  $P_{k+1}(-)$ 를 구하기 위해 필터 공분산  $P_k$ 를 식(13)과 같이 계산한다.

### 5.2 Kalman Filter기반 오토파일럿 시스템

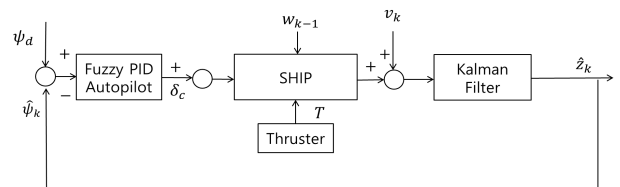


Fig. 7. Structure of autopilot system based on Kalman Filter.

Fig. 7은 Kalman Filter 기반의 속도형 퍼지 PID 오토파일럿

시스템의 구조이다. Fig. 4와 달리 측정잡음이 포함된 회두각을 그대로 오토파일럿 시스템의 입력으로 피드백 시키는 대신 Kalman Filter를 거쳐 추정 측정된 회두각  $\hat{\psi}_k$ 를 오토파일럿 시스템의 입력으로 피드백 시키는 분리원리를 적용한다. 잡음의 영향이 줄어든  $\hat{\psi}_k$ 를 오토파일럿 시스템의 입력으로 피드백 시키기 때문에 미분기의 오동작이 줄어든 조타명령각  $\delta_c$ 가 생성되어 조타기의 제어성능과 선박의 전진방향 운동 성능을 개선시킬 수 있다.

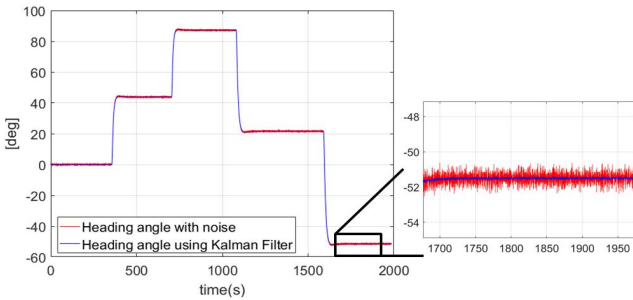


Fig. 8. Comparison of heading angles between with noise and using Kalman Filter.

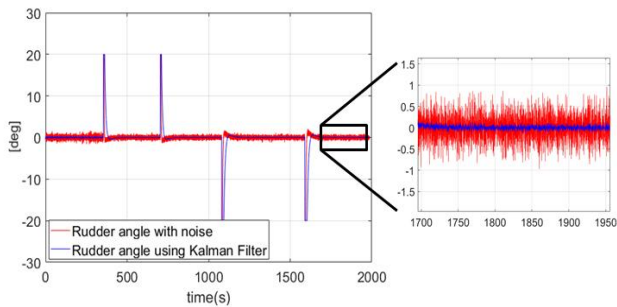


Fig. 9. Comparison of rudder angles between with noise and using Kalman Filter.

Fig. 8, Fig. 9는 Kalman Filter를 이용하여 예측 추정치를 오토파일럿 시스템의 입력으로 피드백 시키는 분리원리를 적용한 경우와 Kalman Filter를 사용하지 않고 잡음이 인가된 경우 선박의 회두각과 조타각을 비교한 시뮬레이션 결과이다. 잡음이 인가된 회두각을 오토파일럿 시스템의 입력으로 피드백 시킨 경우 미분기의 오동작이 발생하여 조타각에 영향을 끼쳐 양호한 성능을 표출하는데 한계를 가진다. 그러나 Fig. 8의 파란색 시뮬레이션 결과인 Kalman Filter를 사용하여 잡음의 영향을 줄여준 예측 추정치  $\hat{\psi}_k$ 를 오토파일럿 시스템의 입력으로 인가한 경우 Fig. 9와 같이 오토파일럿 시스템의 미분기의 오동작이 줄어든 조타각을 생성할 수 있

으며 이는 잡음이 인가된 경우보다 선박이 보다 정확한 전진방향 운동을 할 수 있음을 예상할 수 있다.

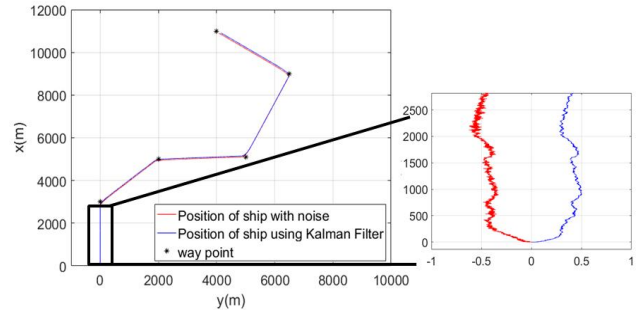


Fig. 10. Comparison of ship's positions between with noise and using Kalman Filter.

Fig. 10은 잡음이 인가된 경우와 Kalman Filter기반 분리원리를 적용한 경우 선박의 위치를 비교한 시뮬레이션 결과이다. 예측 추정치  $\hat{\psi}_k$ 를 오토파일럿 시스템으로 피드백 시키고 생성된 미분기의 오동작이 줄어든 조타각이 생성됨으로써 잡음이 인가된 경우 보다 정확한 전진방향 운동이 가능함을 알 수 있다. 그러나 Kalman Filter를 사용하더라도 Fig. 8 ~ Fig. 10의 시뮬레이션 결과처럼 잡음의 영향을 완화시켜 줄 순 있지만 잡음의 영향을 완전히 제거시킬 수는 없기 때문에 선박은 정확하게 전진방향 운동을 하는데 한계를 가진다. 이와 같은 문제를 해결하기 위해 최근 대두되고 있는 머신러닝 기법 중 하나인 MLP(Multi-Layer Perceptron)를 Kalman Filter와 결합하는 방식을 제안하고자 한다.

## 6. MLP, Kalman Filter의 성능 비교

퍼셉트론은 다수의 신호를 입력으로 받아 하나의 신호를 출력하지만 MLP는 퍼셉트론과 달리 여러층의 퍼셉트론으로 구성되며 적어도 하나의 은닉층을 갖기 때문에 입력층이 직접 연결되지 않는다는 특징을 가지고 있으며 Fig. 11과 같다 (Han et al., 2018; Kim et al., 2015). Fig. 11은 은닉층이 1개 있는 경우 MLP의 구조이다. 설계자에 의해 은닉층의 개수는 변경될 수 있다. 여기서  $w$ 는 가중치  $b$ 는 bias를 의미한다. 입력층에 적절한 가중치를 곱하고  $b$ 를 더해준 생성된 출력이 은닉층의 입력인  $a_1, a_2 \dots a_m$ 이다.  $X_1$ 기준에서 은닉층으로 가는 가중치의 개수는  $m$ 개이고  $b$ 는 1개이기 때문에  $n$ 개의 셀로 구성된 입력층에서 은닉층으로 가는 가중치의 개수는 총  $n \times m$ 개이고  $b$ 의 개수는  $m$ 개다. 은닉층의 입력이 생성되면 활성화 함수를 거쳐 출력  $a_m'$ 을 생성한다. 활성화 함수를 사용하면 입력이 들어갈 때, 출력이 선형으로 나오지

않기 때문에 망을 깊게 만들 수 있다는 장점을 가진다. 활성화 함수는 sigmoid, step, ReLU등이 존재한다. 활성화 함수를 거쳐 생성된 은닉층의 출력  $a_1', a_2' \dots a_m'$ 에 다시 가중치를 곱하고  $b$ 를 더한 뒤 활성화 함수를 취해주면 MLP의 최종출력인  $Y_k|Y_k'$ 을 생성할 수 있다.

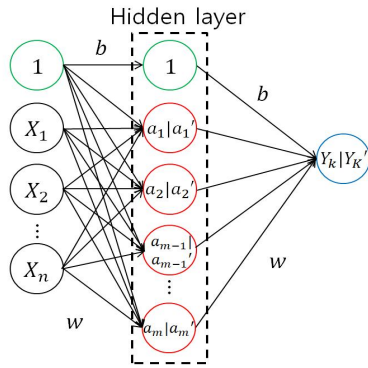


Fig. 11. Structure of MLP with one hidden layer.

### 6.1 MLP 설계

잡음의 영향을 보다 줄여주기 위해 학습시킬 MLP 신경망은 5개의 뉴런으로 이루어진 입력층과 10개의 뉴런으로 이루어진 은닉층을 가졌다고 가정하고, 활성화 함수는 sigmoid 함수를 사용하였다. sigmoid 함수는 출력을 비선형으로 만들기 위해 사용되는 함수로 식(14)와 같이 구성되며 함수 값이 0 ~ 1사이로 제한되고, 매우 큰 값이 들어가면 함수 값은 1로 수렴하며 매우 작은 값이 들어가면 함수 값은 0으로 수렴하는 특징을 가지고 있다.

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (14)$$

Table 2. Training conditions

training data	$0^\circ + N(0, 0.05^2)$
answer data	$0^\circ$
number of training data	2000
batch	50
epoch	500
optimization function	Adam-Optimizer
loss function	mean square error

Table 2와 같이 훈련에 사용된 데이터는 자이로스코프가  $0^\circ$ 를 측정하고 있는  $0^\circ + N(0, 0.05^2)$ 인 값으로 선정하였으며 측정 잡음은 평균이 0이고 분산이  $0.05^2$ 인 백색 가우시

안 잡음이라 가정한다. 본 논문은 측정잡음의 영향을 제거시켜 주는 것이 목표이기 때문에 정답 데이터는 측정잡음이 없는  $0^\circ$ 로 선정한다. 그리고 2000개의 훈련데이터 중 랜덤으로 50개를 선정하고 이를 500번 반복하여 훈련된 MLP 모델을 생성한다. 비용함수는 신경망의 성능을 나타내는 지표이며 비용함수를 최소화 시켜야 MLP의 출력과 정답 데이터 간의 오차가 작음을 의미한다. 비용함수(Loss Function)는 평균제곱오차(Mean Square Error)를 사용하였고, 비용함수를 최소화 시키는 최적화 함수는 Adam-Optimizer 함수를 사용하였다. 최적화 함수는 비용함수의 값을 최소화하기 위해 비용함수의 기울기를 이용하며 크게 모멘텀 방식과 어댑티브 방식으로 이루어진다. Adam-Optimizer 함수는 Global Optima 지점까지 빠르게 갈 수 있는 모멘텀 방식과 속도는 빠르지 않지만 Global Optima까지 일직선에 가깝게 이동할 수 있는 어댑티브 방식의 장점을 결합한 최적화 함수이다.

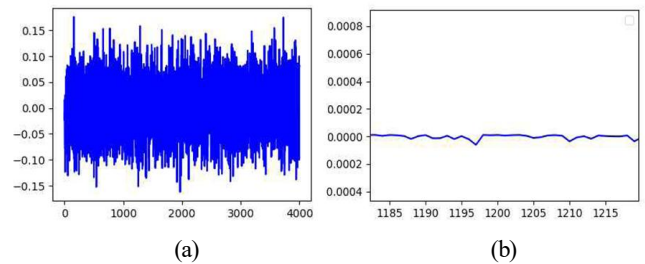


Fig. 12. Test data (a), Output of MLP model (b).

Fig. 12의 a는 훈련 시 사용하지 않은 테스트 데이터로 자이로스코프에 의한 측정잡음의 영향을 받는 경우이며 b는 a를 훈련된 MLP모델의 입력으로 인가한 경우 출력을 나타낸 시뮬레이션 결과이다. 훈련된 MLP모델이 잡음의 영향을 현저히 줄여주는 것을 알 수 있다. Kalman Filter의 예측 추정치인  $\hat{\psi}_k$ 보다 잡음의 영향을 얼마나 줄여 줄 수 있는지 알아보기 위해 6.2절에서 MLP와 Kalman Filter의 성능을 비교한다.

### 6.2 MLP와 Kalman Filter의 성능 비교

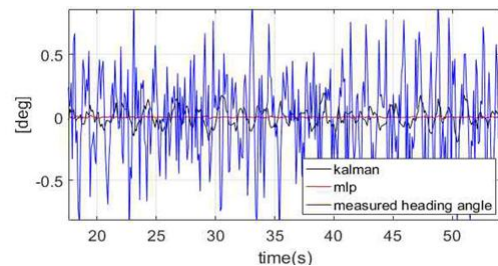


Fig. 13. Performance comparison of MLP and Kalman Filter.

Fig. 13은 선박의 회두각이  $0^\circ$ 를 측정하는 경우 측정잡음이 포함된  $0^\circ + N(0, 0.05^2)$  값이 훈련된 MLP 모델의 입력으로 들어가 생성된 선박의 회두각과 Kalman Filter의 예측 추정치  $\hat{\psi}_k$ 과의 성능을 비교한 시뮬레이션 결과이며 Kalman Filter와 MLP의 RMSE 값은 각각 0.07, 0.00064이므로 MLP의 성능이 우수함을 알 수 있다. MLP의 출력을 오토파일럿 시스템의 입력으로 피드백 시킨다면 오토파일럿 시스템은 Kalman Filter를 사용하여 예측 추정치  $\hat{\psi}_k$ 를 사용한 경우 보다 미분기의 오동작이 더욱더 줄어들게 됨을 예상할 수 있으며 이로 인해 선박은 정확한 전진방향 운동이 가능함을 예상할 수 있다. 이와 같은 방법은 선박의 회두각이  $0^\circ$ 를 유지하며 전진방향을 하는 경우에만 적용할 수 있으며, 회두각이 실시간으로 변하는 회전구간의 경우 자이로스코프에서 잡음이 포함된 회두각을 잡음이 없는 정확한 회두각으로 표현하기는 어렵기 때문에 회전구간에서 MLP로 훈련한기에는 한계를 가진다. 또한 회두각이  $0^\circ$ 를 기준으로 보다 정확한 전진방향 운동을 할 수 있도록 훈련된 MLP 모델이  $0^\circ$ 가 아닌 구간에서 전진방향 운동을 하는 경우에서도 적용할 수 없다. 따라서 본 논문에서는 회두각이  $0^\circ$ 가 아닌 구간과 회전구간에서도 성능을 개선시킬 수 있는 방법을 제안하며 자세한 내용은 7장에서 설명한다.

### 7. MLP와 Kalman Filter를 결합한 오토파일럿 시스템

선박의 항로가 결정되면 기준 회두각인  $\psi_d$ 값은 결정되어 알 수 있는 값이다. 그러나 선박이 운항 중에 ECDIS상에 존재하지 않는 암초가 있거나, 전방에서 선박이 접근하는 경우 등과 같은 무수히 많은 돌발 상황이 발생할 수 있기 때문에 (Park et al., 2018), 이 모든 상황을 생각하여 MLP로 훈련시킬 수는 없다. 따라서 6장에서 시뮬레이션 한 것처럼 우선 회두각이  $0^\circ$ 인 경우로 훈련하여 MLP 모델을 생성한다. 선박이 회전운동이 끝나고 전진방향 운동이 시작 된다면 측정된 회두각에서  $\psi_d$ 를 뺀 값을  $0^\circ$ 를 기준으로 훈련된 MLP 모델의 입력으로 인가하여 MLP는 Fig. 12의 b와 같은 출력을 낼 수 있다. 또한 출력에  $\psi_d$ 값을 더해주게 된다면 잡음의 영향이 줄어든 예측된 회두각을 얻을 수 있다. 그리고 회전구간에서 위와 같은 방법을 적용하기는 불가능하기 때문에 상태추정에 널리 쓰이는 Kalman Filter를 차용하여 전진방향 구간에서는 MLP를, 회전구간에서는 Kalman Filter를 적용하는 방법을 제안한다. 이러한 방법으로 제안하는 오토파일럿 시스템의 구조는 Fig. 14와 같다. Fig. 14는 제안하는 오토파일럿 시스템의 구조이다. 회전구간에서는 Kalman Filter를 적용

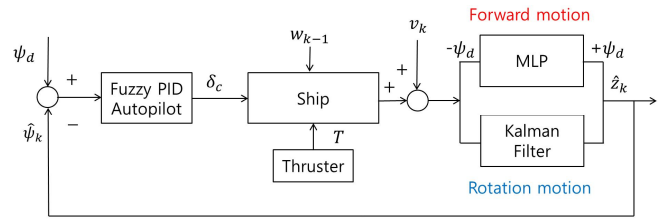


Fig. 14. Structure of proposed autopilot system.

하고 전진방향 구간에서는 MLP를 적용하여 회전구간 및 전진방향 구간에서 오토파일럿 시스템의 성능을 개선하여 선박이 항로를 보다 정확하게 추종할 수 있게 하고자 한다. 회전구간에서 사용되는 Kalman Filter모드에서 전진방향 운동에서 사용되는 MLP모드로의 전환은 Fig. 15의 상태 다이어그램으로 표현하였다.

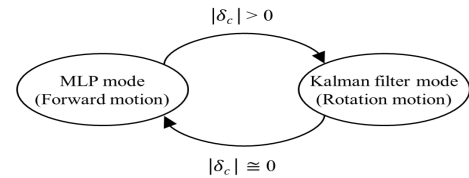


Fig. 15. State diagram for transition between Kalman filter and MLP modes.

Fig. 15는 Kalman Filter모드와 MLP모드로의 상태를 변경하는 상태 다이어그램을 나타낸다. 회전구간에서 조타각은  $0^\circ$ 가 되지 않고 선박의 안정성을 확보하기 위한 제한 각도인  $\pm 20^\circ$  사이에서 존재한다. 그러나 회전이 끝나게 되면 조타각은  $0^\circ$  부근에 존재하게 된다. 이와 같은 특성을 이용하여 조타각이  $0^\circ$ 보다 작거나 크면 회전구간이라 판단하여 Kalman Filter모드를 적용하고 조타각이  $0^\circ$  부근에 존재하면 전진방향 운동 상태라 판단하여 MLP모드를 적용한다.

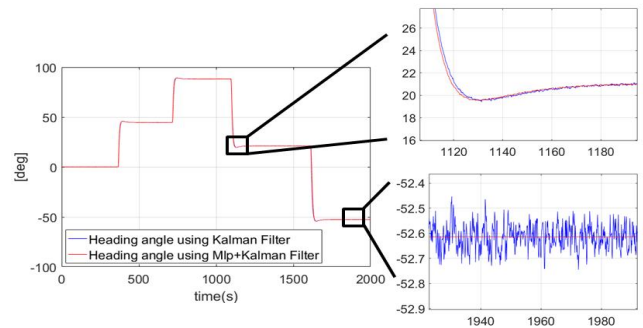


Fig. 16. Comparison of heading angles between Kalman Filter and MLP+Kalman Filter.



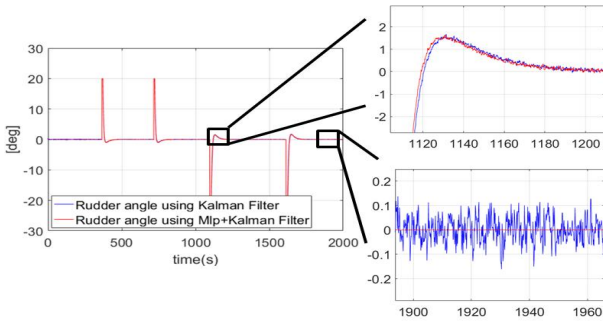


Fig. 17. Comparison of rudder angles between Kalman Filter and MLP+Kalman Filter.

Fig. 16과 Fig. 17은 Kalman Filter기반 분리원리를 적용하여 예측 추정치를 피드백 시킨 경우와 제안한 방법을 적용한 경우 선박의 회두각과 조타각을 비교한 시뮬레이션 결과이다. 제안한 방법을 적용한 경우 회전구간에서는 Kalman Filter를 적용하기 때문에 Kalman Filter기반 분리원리를 적용한 경우와 동일한 잡음의 영향을 받는다. 그러나 전진방향 구간에서는 훈련된 MLP의 출력을 오토파일럿 시스템의 입력으로 피드백 시키기 때문에 Kalman Filter대비 미분기의 오동작이 더욱 줄어들어 조타각의 채터링 현상이 완화되어 선박이 보다 정확하게 전진방향 운동이 가능함을 예상할 수 있다.

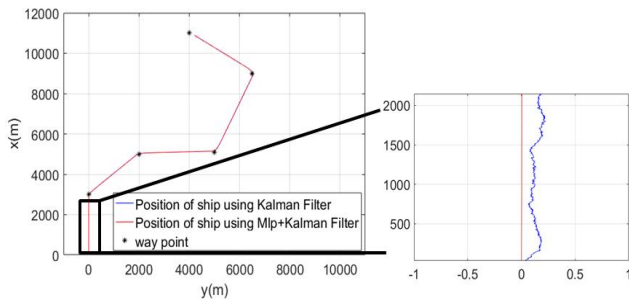


Fig. 18. Comparison of ship's positions between Kalman Filter and MLP+Kalman Filter.

Fig. 18은 Kalman Filter를 적용한 경우와 제안한 방법을 적용한 경우 선박의 위치를 나타낸 시뮬레이션 결과이다. 전진방향의 위치에 대한 제안한 방법과 Kalman Filter를 사용한 경우 RMSE값이 각각 0.002, 0.057이 계산됨으로 수치적으로도 제안한 방법이 Kalman Filter를 적용한 경우보다 우수함을 알 수 있다. 결론적으로 선박은 기존의 방법보다 더욱 우수한 전진방향 운동을 성능을 표출함을 알 수 있다.

## 8. 결 론

오토파일럿 시스템으로 많이 사용하고 있는 PD형 제어기와 속도형 퍼지 PID제어기의 성능을 비교하여 속도형 퍼지 PID 제어기의 우수성을 입증하였다. 속도형 퍼지 PID 오토파일럿 시스템은 잡음이 없다는 가정 하에서는 매우 우수한 성능을 표출하지만 잡음의 영향을 받는다면 미분기의 오동작이 발생하여 성능저하를 초래한다. 성능저하를 막기 위해 기존에는 상태추정에 널리 쓰이는 Kalman Filter를 이용하여 예측 추정치  $\hat{\psi}_k$ 을 오토파일럿 시스템의 입력을 피드백 시키는 분리원리를 적용하였지만 이 역시 잡음의 영향을 완전히 제거시킬 수 없기 때문에 오토파일럿 시스템의 미분기에서 오동작이 존재하게 되고, 이로 인해 조타각 채터링 현상이 발생하여 선박이 정확하게 전진방향 운동을 하는데 한계를 가진다. 이와 같은 현상을 방지하기 위해 본 논문에서는 Kalman Filter와 MLP를 결합하여 회전구간에서는 Kalman Filter를 전진방향 구간에서는 MLP를 적용하는 방법을 제안하였다. 제안한 방법을 적용한 결과 오토파일럿 시스템의 미분기에서 오동작이 줄어들어 선박은 보다 정확한 전진방향 운동이 가능함을 알 수 있었다. 다만 회전구간에서 MLP 훈련 모델을 생성하기는 어려움이 있어서 기존에 널리 사용되는 Kalman Filter를 적용하였지만 회전구간에서도 인공지능이 대체 할 수 있는지 추후 연구하고자 한다. 또한 실제 운항을 통해 제안한 방법이 선박 에너지 효율을 얼마나 높일 수 있을지 검증하는 일도 향후 연구로 남아있다.

## 사 사

김중화 교수는 이 연구에서 교신저자에 해당하는 역할을 하였음(공동교신저자/Co-corresponding Author: kimjh@kmou.ac.kr, 051-410-4343). 이 성과는 2019년도 과학기술정보통신부의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(No. 2018R1D1A1B07049261).

## References

- [1] Fossen, T. I.(1999), Recent Development in Ship Control System Design, London, USA: Sterling Publications Limited.
- [2] Fossen, T. I.(2001), Marine Control Systems, Trondheim, Norway: Marine Cybernetics.
- [3] Fossen, T. I.(2011), Guidance and Control of Ocean Vehicles, Sussex, England: John Willy & Sons Ltd.
- [4] Han, D. K., I. R. Fitri, and J. S. Kim(2018), Disturbance Observer using Machine Learning Algorithm, Journal of the

- Institute of Control, Robotics and System, Vol. 24, No. 5, pp. 386-392.
- [5] Heo, K. H. and D. H. Lim(2019), Noise reduction using patch-based CNN in images, Journal of the Korean Data And Information Science Society, Vol. 30, No. 2, pp. 349-363.
- [6] Jazwinski, A. H.(1960), Stochastic processes and Filtering Theory, Academic Press, New York.
- [7] Kim, I. H., B. K. Lee, and J. H. Kim(2003), A study on the Performance Improvement of the Nonlinear Fuzzy PID Controller, Journal of the Korean Society of Marine Engineering, Vol. 27, No. 7, pp. 852-861.
- [8] Kim, J. H., Y. S. Ha, and B. K. Lee(2006), A Fuzzy PID Controller Type Autopilot System for Route-Tracking of Ships, Journal of the Korean Society of Marine Engineering, Vol. 30, No. 6, pp. 760-769.
- [9] Kim, Y. N., M. K. Kim, and H. Y. Yu(2015), MLP based directional pedestrian counting, Korea Computer Congress, pp. 832-834.
- [10] Kim, M. K., J. H. Kim, and J. K. Kyu(2018a), A fuzzy PID autopilot and path following using fuzzy disturbance estimator for a ship, Journal of the Korean Society of Marine Engineering, Vol. 42, No. 1, pp. 49-57.
- [11] Kim, M. K., S. H. Lee, and J. H. Kim(2018b), Control Performance Improvement using Unknown Disturbance Estimation Based on Kalman Filter, Journal of the Institute of Control, Robotics and System, Vol. 24, No. 5, pp. 445-452.
- [12] Kim, H. J.(2016), 69th IMO Marine Environment Protection Committee (MEPC), Bulletin of the Society of Naval Architects of Korea, Vol. 53, No. 2, pp. 29-37.
- [13] Lee, E. K., S. H. Choi, and M. H. Kang(2017), AMP installation for alleviating the fine dust issue of port city, KMI Weekly Report, Vol. 35, pp. 1-23.
- [14] Oh, S. H.(2003), On the Noise Robustness of Multilayer Perceptrons, The Korea Contents Society, pp. 213-217.
- [15] Park, S. H.(2016), State Estimation and Control of Stochastic System under Unknown Disturbance and Noise, M.S. Dissertation, Korea Maritime and Ocean University.
- [16] Park, S. H. and J. H. Kim(2016), A study on rotational motion control for ship steering motion control, Journal of the Korean Society of Marine Engineering, Vol. 40, No. 2, pp. 120-130.
- [17] Park, J. H., J. W. Choi, and H. T. Choi(2018), Collision Risk Evaluation and Collision-Free Path Planning of Autonomous Surface Vehicles Considering the Uncertainty of Trajectory Prediction, Journal of Institute of Control, Robotics and Systems, Vol. 24, No. 7, pp. 608-616.
- [18] Sperry, A. E.(1992), Directional Stability of Automatically Steered Bodies, Journal of the American Society of Naval Engineers, Vol. 42, No. 2.

---

Received : 2019. 09. 17.

Revised : 2019. 10. 18. (1st)

: 2019. 10. 26. (2nd)

Accepted : 2019. 10. 28.