(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2022-0001124
(43) 공개일자 2022년01월05일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G09B 9/00 (2006.01) *A62C 3/10* (2006.01)
A62C 99/00 (2010.01) *G06F 30/20* (2020.01)
G06N 20/00 (2019.01)
(52) CPC특허분류
G09B 9/00 (2013.01)
A62C 3/10 (2013.01)
(21) 출원번호 10-2020-0079047
(22) 출원일자 2020년06월29일
심사청구일자 2020년06월29일

(71) 출원인
충남대학교산학협력단
대전광역시 유성구 대학로 99 (궁동, 충남대학교)
(72) 발명자
유원선
대전광역시 유성구 노은로426번길 15, 604동 1002호
이은주
대전광역시 유성구 대학로81번길 62, 311호
(74) 대리인
신동기

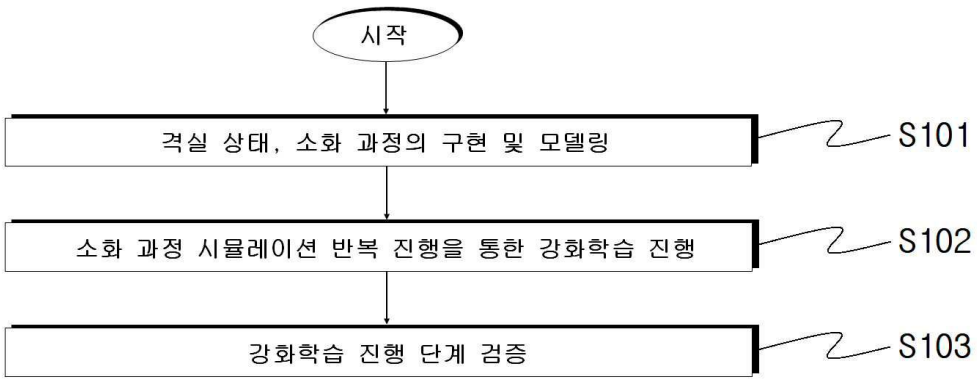
전체 청구항 수 : 총 6 항

(54) 발명의 명칭 **자율운항선박에 대한 화재진압 모델링 강화학습 방법**

(57) 요 약

본 발명은 해상 상태가 반영되는 선박 내 격실의 화재 발생 및 소화 과정을 모델링한 후 시뮬레이션을 진행하고, 시뮬레이션 진행 결과값을 바탕으로 화원을 향한 노즐 조준 각도를 수정 후 시뮬레이션을 재진행하는 과정이 반복 수행되도록 함으로써, 누적 결과값의 강화학습을 통해 자율운항선박의 화재를 진압하기 위한 최적의 노즐 조준 각도 추적 및 검증이 자동으로 이루어지도록 하는 자율운항선박에 대한 화재진압 모델링 강화학습 방법에 관한 것이다.

대 표 도 - 도1



(52) CPC특허분류
A62C 99/0081 (2013.01)
G06F 30/20 (2020.01)
G06N 20/00 (2021.08)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1415165899
과제번호	19-CM-MU-11-MKE
부처명	산업통상자원부
과제관리(전문)기관명	국방과학연구소
연구사업명	민군기술협력
연구과제명	자율형 초동진압 소화체계개발
기 여 율	1/1
과제수행기관명	한국기계연구원
연구기간	2019.06.28 ~ 2022.06.27

명 세 서

청구범위

청구항 1

모델링부를 통해, 해상 상태가 반영되되 화재가 발생한 선박 내 격실 상태, 상기 화재를 소화하기 위한 소화 과정을 구현하여 모델링하는 모델링 단계;

강화학습 진행부를 통해, 상기 소화 과정에 대한 모델을 시뮬레이션 진행하며, 시뮬레이션 진행에 따라 출력되는 결과값을 토대로 차회 시뮬레이션 진행 예정인 모델을 수정하고 수정된 모델에 대한 시뮬레이션을 재진행함으로써 새로운 결과값을 출력하는 과정을 반복하는 강화학습 진행 단계; 및

강화학습 검증부를 통해, 하나 이상의 해상 상태에 대하여, 상기 강화학습 진행 단계를 통해 모델을 수정하고 시뮬레이션을 재진행하여 새로운 결과값을 출력하는 과정을 반복하여 획득되는 누적 결과값과, 상기 강화학습 진행 단계를 통하지 않고 모델의 수정과정 없이 획득되는 누적 결과값을 서로 비교함으로써, 상기 강화학습 진행 단계를 검증하는 강화학습 검증 단계;를 포함하는 것을 특징으로 하는, 자율운항선박에 대한 화재진압 모델링 강화학습 방법.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 화재가 발생한 선박 내 격실 상태는,

격실의 움직임 데이터, 격실 내 화원 위치 데이터 및 격실의 위상 데이터를 포함하고,

상기 모델링부에 의해 구현되는 상기 소화 과정은,

상기 격실 내 유체 발사 데이터, 유체 발사 속도 데이터, 유체 궤적 데이터, 노즐의 배출 각도 데이터를 포함하는 것을 특징으로 하는, 자율운항선박에 대한 화재진압 모델링 강화학습 방법.

청구항 3

제2항에 있어서,

상기 모델링 단계는,

상기 모델링부가 하기의 수학식에 의해 획득되는 회전 운동값 및 병진 운동값을 상기 격실의 움직임 데이터로 결정하는 단계;를 포함하는 것을 특징으로 하는, 자율운항선박에 대한 화재진압 모델링 강화학습 방법.

[수학식 1]

$$\text{회전운동값}=\sum_{(i=1)}^{n} A_i \sin(\omega_i t+\varphi)$$

(여기에서, A는 선박의 최대 각 진폭이고, n은 10이며, ω는 각속도이고, φ는 위상이다)

$$\text{병진운동값}=\sum_{(i=1)}^{n} a_i/\omega_i^2 \sin(\omega_i t+\varphi)$$

(여기에서, a는 최대 선형 가속 진폭이고, n은 10이며, ω는 각속도이고, ϕ는 위상이다)

청구항 4

제2항에 있어서,

상기 모델링 단계는,

상기 모델링부가 하기의 수학식에 의해 획득되는 유체 발사 속도 및 유체 궤적을 각각 상기 유체 발사 속도 데이터 및 상기 유체 궤적 데이터로 결정하는 단계;를 포함하는 것을 특징으로 하는, 자율운항선박에 대한 화재진압 모델링 강화학습 방법.

[수학식 2]

$$\text{유체발사속도} = Q/A = 57[m/s]$$

(여기에서, Q는 유량(m^3/s)이고, A는 표면적(m^2)이다)

$$\text{유체궤적} = -\rho g/(4P\cos^2\theta)x^2 + \tan\theta x + h_0$$

(여기에서, h_0는 노즐의 높이(m)이고, Θ는 노즐의 배출 각도(rad)이며, x는 노즐로부터의 거리(m)이고, P는 노즐의 토출 압력(Pa)이며, g는 중력가속도 이다)

청구항 5

제4항에 있어서,

상기 강화학습 진행 단계는,

격실 내 화원의 위치를 향해 발사되는 유체 입자 중에서 상기 화원의 위치를 도달한 입자수를 기준으로,

상기 강화학습 진행부에서, 상기 노즐의 배출 각도 데이터가 상하 방향으로 기 설정된 스텝(step) 수에 따라 -2도(rad) 내지 2도(rad) 사이에서 변경되도록 모델을 수정하는 단계;를 포함하는 것을 특징으로 하는, 자율운항선박에 대한 화재진압 모델링 강화학습 방법.

청구항 6

제1항에 있어서,

상기 해상 상태는 적어도 8가지 이상의 해상 데이터가 적용되며,

상기 모델링부는 각각의 해상 상태 별로, 선박 내 격실에 상응하는 소화 과정을 각각 적어도 6가지 이상으로 구현하여 모델링하는 것을 특징으로 하는, 자율운항선박에 대한 화재진압 모델링 강화학습 방법.

발명의 설명

기 술 분 야

[0001] 본 발명은 자율운항선박에 대한 화재진압 모델링 강화학습 방법에 관한 것으로서, 보다 구체적으로는, 해상 상태가 반영되는 선박 내 격실의 화재 발생 및 소화 과정을 모델링한 후 시뮬레이션을 진행하고, 시뮬레이션 진행 결과값을 바탕으로 화원을 향한 노즐 조준 각도를 수정 후 시뮬레이션을 재진행하는 과정이 반복 수행되도록 함

으로써, 누적 결과값의 강화학습을 통해 자율운항선박의 화재를 진압하기 위한 최적의 노즐 조준 각도 추적 및 검증이 자동으로 이루어지도록 하는 자율운항선박에 대한 화재진압 모델링 강화학습 방법에 관한 것이다.

배 경 기 술

[0003] 최근 자율운항선박에 관한 연구와 관심이 많아지고 있는 반면, 자율운항선박에 대한 명확한 정의와 기술이 다양하기 때문에 표준화에 어려움이 있어 왔다. 한편, 자율운항의 수준에 따라 자율운항선박은 다음과 같은 4단계로 분류된다.

[0004] 1단계. 자동화된 프로세스 및 결정 지원 시스템을 갖춘 선박

[0005] 2단계. 원격제어가 가능하며 선상에 선원이 탑승하는 선박

[0006] 3단계. 원격제어가 가능하며 선상에 선원이 탑승하지 않는 선박

[0007] 4단계. 완전 자율운항선박

[0009] 이 중, 3단계 및 4단계는 선원이 탑승하지 않아 무인으로 운항되기 때문에, 예기치 못한 화재 발생 시 화재진압에 어려움이 예상된다.

[0010] 한편, 화재 피해 저감을 위한 자동소화설비 적용 확대 및 진압 전략 개선방안 연구에 따르면, 화재 발생 시 초기 대응이 얼마나 빨리 이루어지는지에 따라 화재 진압 및 소방 활동의 성패가 좌우된다. 따라서 화재를 초기에 자동으로 감지하고 화재를 제어 또는 진압할 수 있는 스프링클러 등과 같은 자동소화설비는 화재로부터 손실을 방지할 수 있는 매우 유용하고 효과적인 수단이다.

[0011] 하지만 선원이 탑승하지 않는 완전 자율운항선박의 경우 스프링클러를 통한 화재진압은 격실 전반에 걸쳐 물을 분사하기 때문에 선박의 운영과 장비의 제어 측면에서 효과적이지 못하다.

[0012] 현재까지 연구된 화재진압에 관한 연구의 경우, 실외에서의 대형 용량 모니터 세트를 활용한 화재진압 혹은 폐쇄된 환경에서의 근거리 화재진압을 위한 소방용 로봇에 관한 연구가 있었다.

[0013] 실외에서의 대규모 화재진압의 경우 바람과 입자의 입자 표면의 공기저항의 영향이 중요하게 된다. 하지만 선박 내 격실의 화재진압의 경우 폐쇄된 환경이므로 바람에 의한 영향이 적고, 해상 상태에 노출된 격실에서의 화점 집중 점화 방식은 선박의 가속도 운동으로 화재를 지속해서 조준하더라도 물의 궤적이 영향을 받기 때문에 화재에 지속적으로 소화수를 도달시키기 어려워지는 문제점이 있었다.

선행기술문헌

특허문헌

[0015] (특허문헌 0001) 한국등록특허 제10-2088679호

발명의 내용

해결하려는 과제

[0016] 본 발명은 전술한 문제점을 해결하기 위한 것으로, 해상 상태가 반영되는 선박 내 격실의 화재 발생 및 소화 과정을 모델링한 후 시뮬레이션을 진행하고, 시뮬레이션 진행 결과값을 바탕으로 화원을 향한 노즐 조준 각도를 수정 후 시뮬레이션을 재진행하는 과정이 반복 수행되도록 함으로써, 누적 결과값의 강화학습을 통해 자율운항선박의 화재를 진압하기 위한 최적의 노즐 조준 각도 추적 및 검증이 자동으로 이루어지도록 하는 자율운항선박에 대한 화재진압 모델링 강화학습 방법을 제공하고자 한다.

과제의 해결 수단

[0018] 본 발명의 일 실시예에 따른 자율운항선박에 대한 화재진압 모델링 강화학습 방법은 모델링부를 통해, 해상 상태가 반영되되 화재가 발생한 선박 내 격실 상태, 상기 화재를 소화하기 위한 소화 과정을 구현하여 모델링하는 모델링 단계, 강화학습 진행부를 통해, 상기 소화 과정에 대한 모델을 시뮬레이션 진행하며, 시뮬레이션 진행에 따라 출력되는 결과값을 토대로 차회 시뮬레이션 진행 예정인 모델을 수정하고 수정된 모델에 대한 시뮬레이션을 재진행함으로써 새로운 결과값을 출력하는 과정을 반복하는 강화학습 진행 단계 및 강화학습 검증부를 통해, 하나 이상의 해상 상태에 대하여, 상기 강화학습 진행 단계를 통해 모델을 수정하고 시뮬레이션을 재진행하여 새로운 결과값을 출력하는 과정을 반복하여 획득되는 누적 결과값과, 상기 강화학습 진행 단계를 통하지 않고 모델의 수정과정 없이 획득되는 누적 결과값을 서로 비교함으로써, 상기 강화학습 진행 단계를 검증하는 강화학습 검증 단계를 포함할 수 있다.

[0019] 일 실시예에서, 상기 화재가 발생한 선박 내 격실 상태는 격실의 움직임 데이터, 격실 내 화원 위치 데이터 및 격실의 위상 데이터를 포함하고, 상기 모델링부에 의해 구현되는 상기 소화 과정은 상기 격실 내 유체 발사 데이터, 유체 발사 속도 데이터, 유체 궤적 데이터, 노즐의 배출 각도 데이터를 포함하는 것을 특징으로 할 수 있다.

[0020] 일 실시예에서, 상기 모델링 단계는 상기 모델링부가 하기의 수학식에 의해 획득되는 회전 운동값 및 병진 운동값을 상기 격실의 움직임 데이터로 결정하는 단계를 포함하는 것을 특징으로 할 수 있다.

[0021] [수학식]

[0022] 회전 운동값 = $\sum_{i=1}^{n} A_i \sin(\omega_i t + \varphi)$

[0023] (여기에서, A는 선박의 최대 각 진폭이고, n은 10이며, ω는 각속도이고, Φ는 위상이다)

[0024] 병진 운동값 = $\sum_{i=1}^{n} \frac{a_i}{{\omega_i}^2} \sin(\omega_i t + \varphi)$

[0025] (여기에서, a는 최대 선형 가속 진폭이고, n은 10이며, ω는 각속도이고, Φ는 위상이다)

[0026] 일 실시예에서, 상기 모델링 단계는 상기 모델링부가 하기의 수학식에 의해 획득되는 유체 발사 속도 및 유체 궤적을 각각 상기 유체 발사 속도 데이터 및 상기 유체 궤적 데이터로 결정하는 단계를 포함하는 것을 특징으로 할 수 있다.

[0027] [수학식]

[0028] 유체 발사 속도 = $Q/A = 57 \ [m/s]$

[0029] (여기에서, Q는 유량(m^3/s)이고, A는 표면적(m^2)이다)

[0030] 유체 궤적 = $-\frac{\rho g}{4P\cos^2\theta} x^2 + \tan\theta x + h_0$

[0031] (여기에서, h_0는 노즐의 높이(m)이고, Θ는 노즐의 배출 각도(rad)이며, x는 노즐로부터의 거리(m)이고, P는 노즐의 토출 압력(Pa)이며, g는 중력가속도 이다)

[0032] 일 실시예에서, 상기 강화학습 진행 단계는 격실 내 화원의 위치를 향해 발사되는 유체 입자 중에서 상기 화원의 위치를 도달한 입자수를 기준으로, 상기 강화학습 진행부에서, 상기 노즐의 배출 각도 데이터가 상하 방향으로 기 설정된 스텝(step) 수에 따라 -2도(rad) 내지 2도(rad) 사이에서 변경되도록 모델을 수정하는 단계를 포함하는 것을 특징으로 할 수 있다.

[0033] 일 실시예에서, 상기 해상 상태는 적어도 8가지 이상의 해상 데이터가 적용되며, 상기 모델링부는 각각의 해상 상태 별로, 선박 내 격실에 상응하는 소화 과정을 각각 적어도 6가지 이상으로 구현하여 모델링하는 것을 특징

으로 할 수 있다.

발명의 효과

[0035] 본 발명의 일 측면에 따르면, 실제 해상 상태에 노출된 자율주행선박의 움직임과, 소화수를 실제와 유사하게 구현하여 시뮬레이션을 진행하고, 해상 상태 별로 다수 회의 시뮬레이션을 반복 진행하여 획득되는 결과값을 기존의 결과값과 비교 검증함으로써, 자율운항선박의 화재를 진압하기 위한 최적의 노즐 조준 각도를 자동으로 찾을 수 있도록 함은 물론, 이를 비교 검증하여 신뢰도를 향상시킬 수 있는 이점을 가진다.

도면의 간단한 설명

[0037] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 자율운항선박에 대한 화재진압 모델링 강화학습 방법을 순서대로 도시한 도면이다.

도 2는 모델링부에 의해 모델링된 선박 내 격실이 구현된 상태를 도시한 도면이다.

도 3은 모델링부에 의해 구현된 유체 궤적과 실제 궤적을 서로 비교한 도면이다.

도 4는 해상 상태가 반영된 선박 내 격실 상태에 대한 소화 과정이 구현 및 모델링된 서로 다른 6가지의 모델에 대한 강화학습이 진행되는 상태를 도시한 도면이다.

도 5는 도 4의 강화학습 진행에 따라 누적되는 다양한 데이터들을 그래프도 도시한 도면이다.

도 6은 강화학습 검증부에서 강화학습 진행 단계를 검증한 결과를 그래프로 도시한 도면이다.

도 7은 강화학습 검증부에서 누적 결과값을 화원의 위치 별로 파악하기 위한 격실 내 화원 위치를 좌표로 도시한 도면이다.

도 8은 도 7에 도시된 좌표의 화원 위치에 대하여, 강화학습 진행을 통해 화원에 도달하는 유체 입자수와, 강화학습을 진행하지 않고 화원에 도달하는 유체 입자수를 표로서 도시한 도면이다.

도 9는 도 8을 그래프로서 도시한 도면이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0038] 이하, 본 발명의 이해를 돕기 위하여 바람직한 실시예를 제시한다. 그러나 하기의 실시예는 본 발명을 보다 쉽게 이해하기 위하여 제공되는 것일 뿐, 실시예에 의해 본 발명의 내용이 한정되는 것은 아니다.

[0040] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 자율운항선박에 대한 화재진압 모델링 강화학습 방법을 순서대로 도시한 도면이다.

[0041] 도 1을 살펴보면, 본 발명의 일 실시예에 따른 자율운항선박에 대한 화재진압 모델링 강화학습 방법은 크게 3단계로 분류된다.

[0042] 먼저, 모델링부를 통해, 해상 상태가 반영되되 화재가 발생한 선박 내 격실 상태, 상기 화재를 소화하기 위한 소화 과정을 구현하여 모델링하는 모델링 단계(S101)이다.

[0043] S101 단계에서는, 모델링부에서 다양한 해상 상태가 반영되어 6 자유도 운동 중인 선박 내 격실에서 반복적으로 나타나는 롤(roll), 히브(heave), 피치(pitch)의 운동과, 이러한 격실에 위치되는 화원의 구성, 이를 제압하기 위한 소화 노즐의 구성 등을 실제와 유사한 환경으로 구현(모사)하여 모델링하게 된다.

[0044] 도 2는 모델링부에 의해 모델링된 선박 내 격실이 구현된 상태를 도시한 도면이다.

[0045] 도 2를 살펴보면, 선박 내 격실 모델의 크기는 가로, 세로 높이 기준으로 대략 21.3m*13.4m*8.5m로 설정되며, 격실 위치는 3차원 좌표평면을 기준으로 선체의 질량중심(72, -0.02, 7.43)로부터 (57.65, 21.02, 5.8)만큼 떨어진 (130, 21, 13.24)에 위치되도록 설정된다.

[0046] 모델링부에서는 이러한 선박 내 격실 모델의 움직임을 하기의 수학식에 의해 획득되는 회전 운동값 및 병진 운

동값으로 결정하게 된다.

수학식 1

$$\text{회전운동값}=\sum_{(i=1)}^{n} A_i \sin(\omega_i t+\varphi)$$

[0048]

[0049] (여기에서, A는 선박의 최대 각 진폭이고, n은 10이며, ω는 각속도이고, Φ는 위상이다)

$$\text{병진운동값}=\sum_{(i=1)}^{n} a_i/\omega_i^2 \sin(\omega_i t+\varphi)$$

[0051]

[0052] (여기에서, a는 최대 선형 가속 진폭이고, n은 10이며, ω는 각속도이고, Φ는 위상이다)

[0054] 상기 수학식 1을 살펴보면, 모델링부에서는 선박 내 격실의 움직임을 구현하기 위하여 함정탑재체계 함 운동 적용 기준에 따라 해상 상태 별 회전운동의 최대 각도와 주기, 병진 운동의 최대 가속도와 주기를 적용하여 상기 수학식 1과 같이 선박 내 격실 모델의 움직임을 결정하게 된다.

[0055] 이후, 모델링부에서는 주파수 영역을 n개로 나누고 RAO를 반영하여 선체 운동의 현실성을 높이게 된다. 또한 해상 상태를 반영하기 위하여, 조함수기의 최대 운동 값을 반영하여 운동 진폭을 스케일링해 선체 운동을 구현하게 된다. 이때 n은 10으로 설정된다.

[0057] 다시 도 1로 돌아와서, 화재가 발생한 선박 내 격실 상태에 대한 모델은 격실의 움직임(롤, 히브, 피치) 데이터, 격실 내 화원 위치 데이터, 격실의 위상 데이터를 포함할 수 있다. 또한 격실 내 화원을 진압하기 위한 소화 과정에 대한 모델은 격실 내에서 유체를 발사하기 위한 노즐의 위치, 배출 각도 데이터, 이때 노즐로부터 배출되는 유체의 유체 발사 데이터, 유체 발사 속도 데이터, 유체가 이루는 궤적에 대한 유체 궤적 데이터를 포함할 수 있다.

[0058] 모델링부에서는 소화수(유체)의 모델링을 위하여 다수의 입자를 통해 유체 움직임(궤적)을 구현하게 된다. 이때, 유체는 물리적으로 정의 가능한 액체, 기체, 청수 등이 적용되며, 본 발명에서는 청수의 물성치를 적용하게 된다.

[0060] 또한 모델링부에서는 소화수가 발사되는 형상을 실제 상황과 유사하게 모델링하기 위해, 실제 노즐 제품의 3차원 이미지 데이터를 토대로 노즐 모델을 모델링하게 된다. 이때 소화수의 유량은 0.078m^3/s, 노즐 외경은 0.063m, 내경은 0.05m로 설정된다. 또한, 이후 노즐의 전방에 위치하게 되는 디스크(Disk)를 고려하여 전체 면적의 70%를 소화수의 유효 방출 면적으로 설정하게 된다.

[0061] 따라서 노즐의 유효 면적은 0.0013m^2가 된다. 이때 유효 지름은 0.041m로 노즐의 지름을 모델링하게 된다. 한편, 모델링부에서는 하기의 수학식에 의해 획득되는 유체 발사 속도, 유체 궤적을 각각 유체 발사 속도 데이터, 유체 궤적 데이터로서 결정하게 된다.

수학식 2

[0063] $$\text{유체발사속도} = Q/A = 57[m/s]$$

[0064] (여기에서, Q는 유량(m^3/s)이고, A는 표면적(m^2)이다)

[0066] $$\text{유체궤적} = -\rho g/(4P\cos^2\theta)x^2 + \tan\theta x + h_0$$

[0067] (여기에서, h_0는 노즐의 높이(m)이고, Θ는 노즐의 배출 각도(rad)이며, x는 노즐로부터의 거리(m)이고, P는 노즐의 토출 압력(Pa)이며, g는 중력가속도 이다)

[0068] 상기 수학식 2를 살펴보면, 유체의 발사 속도는 57m/s로서 산출될 수 있다. 또한, 모델링부에서는 상기 수학식에 근거하여 노즐의 배출 각도 데이터 중에서 특히 노즐이 조준해야 하는 초기 조준 각도를 설정하게 된다. 이때, 각도를 탐색하는 방법으로는 Brent's Search 방법을 통하여 Θ값을 -85도(rad) 내지 85도(rad)로 설정하게 된다.

[0070] 한편, 모델링부에 의해 모델링된 유체 궤적과, 실제 노즐로부터 발사되는 유체 의 궤적 유사도를 비교하여 살펴보면 다음과 같다.

[0071] 도 3은 모델링부에 의해 구현된 유체 궤적과 실제 궤적을 서로 비교한 도면이다.

[0072] 도 3을 살펴보면, 네모난 점의 위치가 실제 노즐로부터 분사되는 유체 궤적을 나타내고, 연하게 분포 되어있는 점이 모델링한 소화수의 궤적이다. 소화수의 형상이 분사되어 실제 궤적과 유사한 것을 확인할 수 있다. 이때, 노즐의 위치는 선박 내 격실의 횡측 벽 중심에 위치하도록 설정되었고, 노즐은 상하좌우로 위치이동할 수 있으며 최대 가로 180도, 세로 180로로 각도가 조절되도록 설정하였다.

[0074] 다시 도 1로 돌아와서, 다음 단계로는 강화학습 진행부를 통해, 상기 소화 과정에 대한 모델을 시뮬레이션 진행하며, 시뮬레이션 진행에 따라 출력되는 결과값을 토대로 차회 시뮬레이션 진행 예정인 모델을 수정하고 수정된 모델에 대한 시뮬레이션을 재진행함으로써 새로운 결과값을 출력하는 과정을 반복하는 강화학습 진행 단계(S102)이다.

[0075] S102 단계에서는, 먼저 강화학습 진행부에서는 앞서 모델링된 선박 내 격실 모델, 화재를 소화하기 위한 소화 과정에 대한 모델을 시뮬레이션 진행하게 된다(본 발명에서는, 매 시뮬레이션 진행 과정을 에피소드라 정의하기로 한다).

[0076] 강화학습 진행부에서는 매 에피소드 시작 시, 앞서 살펴본 수학식 1에서의 위상(ϕ)은 0 내지 2π로 설정하고, 해상 상태는 5개의 해상 상태를 무작위로 설정하게 된다. 이러한 무작위 환경에서 시뮬레이션이 진행되며 하나의 에피소드를 5000step으로 나누어 1분 40초 이내에 누적하도록 한다. 여기에서, 에피소드를 5000step으로 나눈다는 의미는, 노즐의 배출 각도를 하나의 에피소드 당 5000번 조정할 수 있다는 의미이다. 강화학습 진행부에서는 이렇게 하나의 에피소드 시뮬레이션 진행에 따라 출력되는 결과값을 토대로 차회 시뮬레이션 진행 예정인 모델의 노즐의 배출 각도를 수정하게 된다.

[0077] 도 4는 해상 상태가 반영된 선박 내 격실 상태에 대한 소화 과정이 구현 및 모델링된 서로 다른 6가지의 모델에 대한 강화학습이 진행되는 상태를 도시한 도면이다.

[0078] 도 4를 살펴보면, 강화학습 진행부에서는 하나의 해상 상태에 대하여 적어도 6가지 이상의 소화 과정에 대한 모

델을 시뮬레이션 진행함으로써 누적치를 더욱 방대하게 한다. 이때, 강화학습에 필요한 파라미터값은 다음과 같다.

표 1

[0080]

Batch size	1024
Beta	0.001
Buffer size	10240
Learning rate	3.0e-4
Max step	1.0e6
Time horizon	64
Sequence length	64
Summary frequency	10000

[0081] 상기 표 1은 강화학습 진행부를 통한 강화학습에 필요한 파라미터값을 정의한 것이다.

[0082] 한편, 본 발명에 따른 강화학습 진행부에서는 모델링부와 연계된 자이로스코프 및 가속도계를 통해 선박 내 격실 모델의 회전운동에 대한 각속도 및 병진운동의 가속도 정보를 각각 획득하게 된다. 또한, 앞서 살펴본 수학식들을 이용하여 화원의 위치, 노즐의 초기 조준 각도를 획득하게 된다.

[0084] 다시 도 1로 돌아와서, 다음 단계는 강화학습 검증부를 통해, 하나 이상의 해상 상태에 대하여, 상기 강화학습 진행 단계를 통해 모델을 수정하고 시뮬레이션을 재진행하여 새로운 결과값을 출력하는 과정을 반복하여 획득되는 누적 결과값과, 상기 강화학습 진행 단계를 통하지 않고 모델의 수정과정 없이 획득되는 누적 결과값을 서로 비교함으로써, 상기 강화학습 진행 단계를 검증하는 강화학습 검증 단계(S103)이다.

[0085] S103 단계에서는, 실제 강화학습 진행부를 통해 반복 진행되는 시뮬레이션의 누적 결과값을 비 강화학습과 비교하여 검증하게 되는데, 이때 강화학습 진행에 따라 누적되는 데이터들을 살펴보면 다음과 같다.

[0086] 도 5는 도 4의 강화학습 진행에 따라 누적되는 다양한 데이터들을 그래프도 도시한 도면이다.

[0087] 먼저 'Environment/Cumulative Reward' 항목은 강화학습 검증부에서 하나의 에피소드에서 얻게 되는 결과값(보상값)의 평균으로 정의된다.

[0088] 'Episode Length' 항목은 각각의 해상 상태에 대하여 강화학습 검증부에서 획득한 평균 에피소드 길이로 정의된다.

[0089] 'Losses/Value Loss - value function' 항목은 업데이트의 평균 손실 값으로서, 시뮬레이션 진행되는 모델의 각 상태의 value를 잘 예측할 수 있는지에 대한 정도로서 정의된다. 성공적인 강화학습을 위하여 값이 감소해야 한다.

[0090] 'Policy/Value Estimate' 항목은 강화학습 검증부에서 획득되는 모든 에피소드의 상태에 대한 평균 value 추정치로 성공적인 강화학습의 경우 값이 증가해야한다.

[0091] 도 5를 살펴보면, 강화학습이 진행됨에 따라 'Environment/Cumulative Reward' 값이 안정적으로 증가 후 수렴하는 것을 볼 수 있다. 또한, 'Episode Length' 값의 경우 강화학습 검증부에서 에피소드를 끝까지 마치는 것을 볼 수 있다. 또한, 'Losses/Value Loss - value function' 값은 점진적으로 줄어드는 것을 볼 수 있고, 'Policy/Value Estimate' 값은 점진적으로 증가함으로써 강화학습이 성공적으로 진행됨을 알 수 있다.

[0093] 다시 도 1로 돌아와서, 강화학습 검증부에서는 강화학습 진행 단계를 통해 모델을 수정하고 시뮬레이션을 재진행하여 새로운 결과값을 출력하는 과정을 반복하여 획득되는 누적 결과값과, 강화학습 진행 단계를 통하지 않고 모델의 수정과정 없이 획득되는 누적 결과값을 서로 비교함으로써 강화학습 진행 단계를 검증하게 되는데, 이에 관해서는 도 6을 통해 보다 구체적으로 살펴보기로 한다.

[0094] 도 6은 강화학습 검증부에서 강화학습 진행 단계를 검증한 결과를 그래프로 도시한 도면이다.

[0095] 이때, 강화학습 검증부에서는 5000step 동안 화원(목표물)에 투과되는 유체 입자 수와, 화원(목표물)에 유체 입자가 하나도 도달하지 못하는 시간을 각각 비교하게 된다. 화원(목표물)에 유체 입자가 하나도 도달하지 못하는 시간(맞추지 못하는 시간)은 프레임 수를 시간 단위로 환산하게 되는데, 이때 하나의 프레임 당 시간은 0.02s로 설정하게 된다.

[0096] 보다 구체적으로, 강화학습 검증부에서는 무작위로 설정되었던 화원(목표물)의 위치, 해상 상태, 위상값을 고정시키게 된다. 먼저, 화원(목표물)의 위치는 노즐의 위치(20, 0, -2) 기준으로 고정하고, 해상 상태는 5가지 해상 상태 별로 3개의 케이스를 적용하게 된다. 화원(목표물)의 위치가 (20, 0, -2)일 때, 소화수(유체)가 분사되고 화점까지의 최초 도달 시간은 0.46s이며, 격실의 움직임(운동)이 없을 때 화원(목표물)에 투과되는 입자 수는 403,641개가 된다.

[0097] 도 6(a)는 제1 해상 상태의 각 케이스 별로 화원(목표물)에 투과되는 유체 입자 수와, 화원(목표물)에 유체 입자가 하나도 도달하지 못하는 시간을 각각 비교한 표로서, 세 케이스에서 화원(목표물)을 맞추지 못하는 시간이 강화학습 모델과 비 강화학습 모델 모두 0.46s로 소화수가 지속적으로 화점에 도달하였다. 또한, 평균 투과되는 입자 수의 총합은 384,144에서 409,319로 6.6% 향상됨을 알 수 있다.

[0098] 도 6(b)는 제2 해상 상태의 각 케이스 별로 화원(목표물)에 투과되는 유체 입자 수와, 화원(목표물)에 유체 입자가 하나도 도달하지 못하는 시간을 각각 비교한 표로서, Case 1은 강화학습 모델과 비 강화학습 모델 모두 지속적으로 소화수가 화점에 도달한다. 하지만 Case 2와 Case 3의 경우 비 강화학습 모델은 1.38s, 1.62s의 화점을 맞추지 못하는 시간이 발생하고, 세 케이스의 도달하지 못한 시간의 평균값은 1.15s 에서 0.48s 로 감소하였다. 또한 세 케이스의 목표물에 투과되는 입자수의 평균값은 345,890에서 404,539로 17% 향상됨을 알 수 있다.

[0099] 도 6(c)는 제3 해상 상태의 각 케이스 별로 화원(목표물)에 투과되는 유체 입자 수와, 화원(목표물)에 유체 입자가 하나도 도달하지 못하는 시간을 각각 비교한 표로서, 세 케이스 모두 목표물을 맞추지 못하는 시간에 차이가 생겼다. 차이는 평균 7.93s에서 0.46s로 감소했고, 강화학습 모델은 소화수가 지속적으로 화점에 도달했다. 또한, 투과되는 입자의 수는 평균 289,907에서 400,013로 38.0% 향상됨을 알 수 있다.

[0100] 도 6(d)는 제4 해상 상태의 각 케이스 별로 화원(목표물)에 투과되는 유체 입자 수와, 화원(목표물)에 유체 입자가 하나도 도달하지 못하는 시간을 각각 비교한 표로서, 목표물에 도달하지 못하는 시간은 세 케이스 평균 20.87s 에서 0.46s 로 감소했고, 평균 투과 입자수의 총합은 245,625에서 387,789으로 57.9% 향상됨을 확인할 수 있다.

[0101] 도 6(e)는 제5 해상 상태의 각 케이스 별로 화원(목표물)에 투과되는 유체 입자 수와, 화원(목표물)에 유체 입자가 하나도 도달하지 못하는 시간을 각각 비교한 표로서, 목표물에 도달하지 못한 시간은 세 케이스 평균 52.18s 에서 0.46s로 감소하였고. 총 목표물의 평균 투과 입자 수의 총합은 비 강화학습 모델 136,000에서 강화학습 모델 343,294로 152.4% 향상됨을 확인할 수 있다.

[0102] 도 6(f)는 도 6(a) 내지 도 6(e)의 모든 결과를 종합하여 그래프로 도시한 것이다.

[0103] 도 6(f)를 살펴보면, 해상 상태가 제1 해상 상태에서 제5 해상 상태로 누적됨에 따라, 비 강화학습 모델의 화점에 도달하는 입자수는 줄어들고 화점에 입자가 한 개도 도달하지 못하는 시간은 증가하는 반면, 강화학습 모델은 화점에 도달하는 입자 수의 감소량이 작고 소화수가 지속적으로 화점에 도달하는 모습을 확인할 수 있다. 또한 해상 상태가 누적됨에 따라 강화학습모델의 성능이 더 우수함을 확인할 수 있다.

[0104] 따라서, 강화학습 검증부에서는 이러한 결과를 토대로 본원발명의 강화학습 진행부를 통한 강화학습 진행 과정의 신뢰도를 검증하게 된다.

[0106] 도 7은 강화학습 검증부에서 누적 결과값을 화원의 위치 별로 파악하기 위한 격실 내 화원 위치를 좌표로 도시한 도면이고, 도 8은 도 7에 도시된 좌표의 화원 위치에 대하여, 강화학습 진행을 통해 화원에 도달하는 유체 입자수와, 강화학습을 진행하지 않고 화원에 도달하는 유체 입자수를 표로서 도시한 도면이며, 도 9는 도 8을 그래프로서 도시한 도면이다.

[0107] 먼저 도 7을 살펴보면, 본원발명의 강화학습 검증부에서는 앞서 도 6을 통해 살펴본 결과를 화원의 위치 별로 파악하게 된다. 이때, 해상 상태(제1 내지 제5)와 위상값은 고정시킨 상태에서 화원의 위치를 변경하게 된다. 또한 화원의 높이는 2m로 설정하게 된다. 강화학습 검증부에서는 화원의 위치를 노즐의 위치 기준으로 종방향으로 5등분(2m, 5m, 10m, 15, 20m)하고, 횡방향으로 3등분(-5m, 0m, 5m)함으로써 총 15개의 위치로 설정하게 된

다.

[0109] 도 8을 살펴보면, 먼저 도 8(a)는 강화학습 진행부를 통한 강화학습 모델과 비 강화학습 모델의 화원 위치 별 화점에 도달하는 입자수를 비교한 것으로서, 두 모델 모두 X축 방향으로 멀어질수록, 그리고 센터라인(Center line)에서 멀어질수록 강화학습 모델과 비 강화학습 모델의 차이가 크게 나타남을 알 수 있다.

[0110] 화원의 위치가 (2, 0)일 때 비 강화학습 모델의 입자 수는 533,811에서 학습 모델 533,791로 차이가 없다. 하지만 화원의 위치가 노즐과 센터 라인 으로부터 가장 멀리 떨어진 (20, 5)일 때는 비 강화학습 모델의 입자 수가 96,296에서 강화학습 모델의 입자 수 353,129로 비 강화학습 모델에 비해 266.7% 향상된 모습을 확인할 수 있다.

[0111] 도 8(b)는 강화학습 모델과 비 강화학습 모델의 화원 위치 별로 유체 입자가 목표물에 도달하지 못하는 시간을 비교한 표이다.

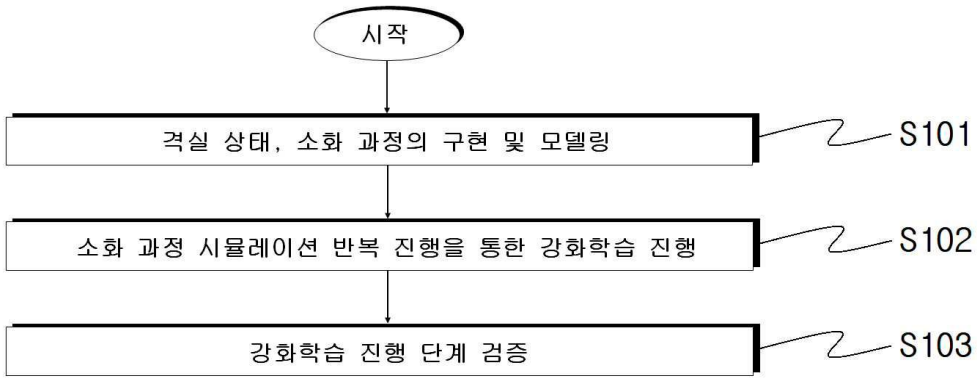
[0112] 도 8(b)를 살펴보면, X축 방향 거리가 멀어질수록 두 모델의 차이가 커지는 모습을 확인할 수 있다. 비 강화학습 모델의 경우 목표물의 위치가 (20, 5)일 때 100s 중 59.8s 동안 화원(목표물)에 소화수 입자가 도달하지 못하는 시간이 발생했다. 반면 강화학습 모델의 경우 0.52 s로 지속적으로 화원(목표물)에 소화수가 도달함을 확인할 수 있다.

[0114] 도 9를 살펴보면, 화원의 위치가 노즐에서 멀어질수록 도달 입자의 수와 입자가 도달하지 못하는 시간의 강화학습 모델과 비 강화학습 모델의 차이가 더욱 커짐을 직관적으로 확인할 수 있고, 강화학습 모델이 더 좋은 성능을 가짐을 검증할 수 있게 된다.

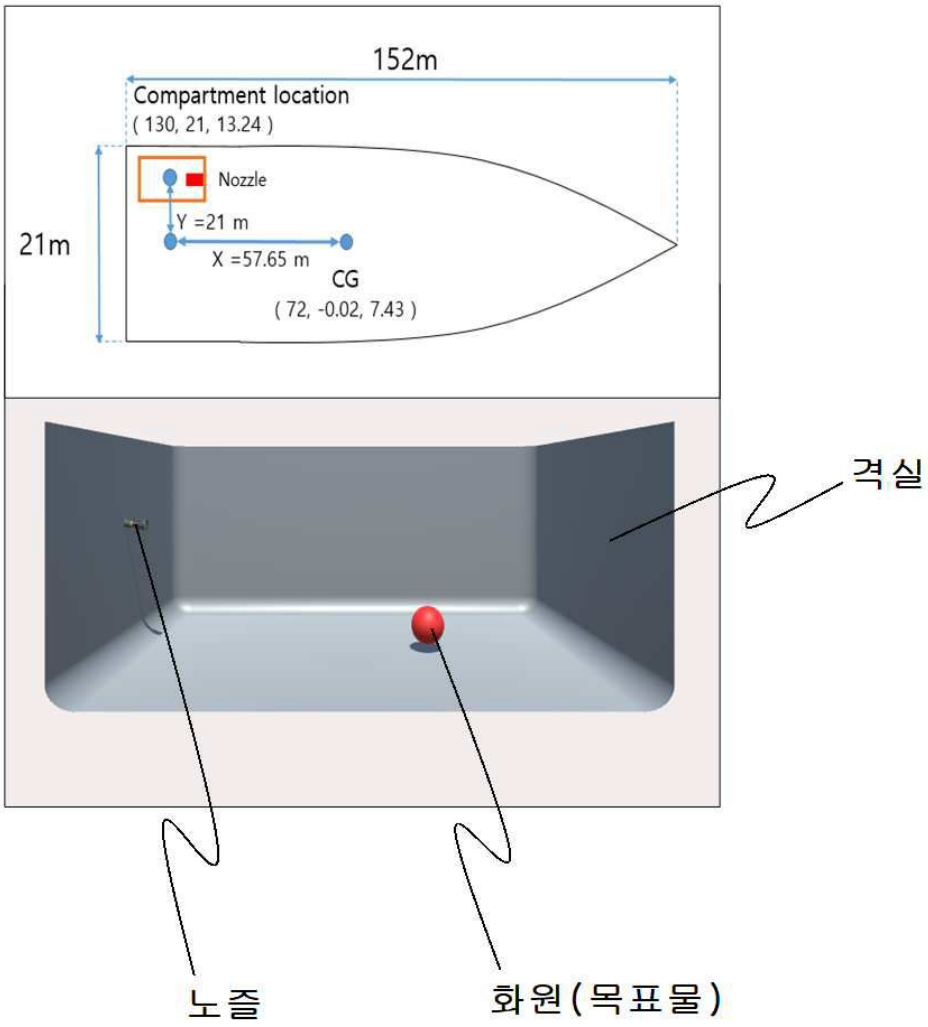
[0116] 상기에서는 본 발명의 바람직한 실시예를 참조하여 설명하였지만, 해당 기술 분야의 숙련된 당업자는 하기의 청구의 범위에 기재된 본 발명의 사상 및 영역으로부터 벗어나지 않는 범위 내에서 본 발명을 다양하게 수정 및 변경시킬 수 있음을 이해할 수 있을 것이다.

도면

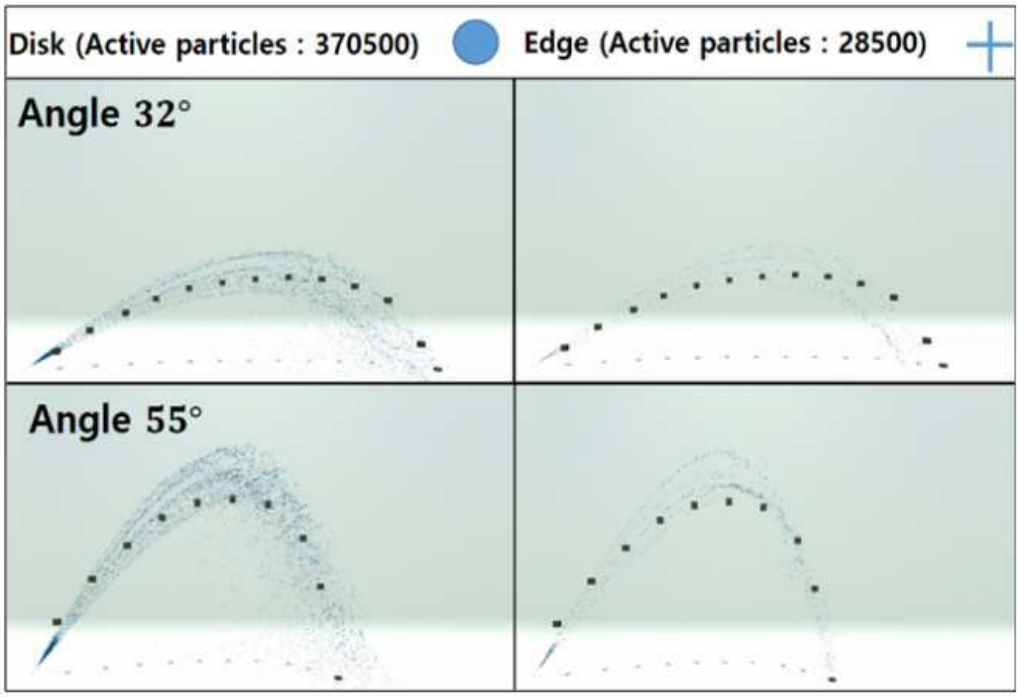
도면1



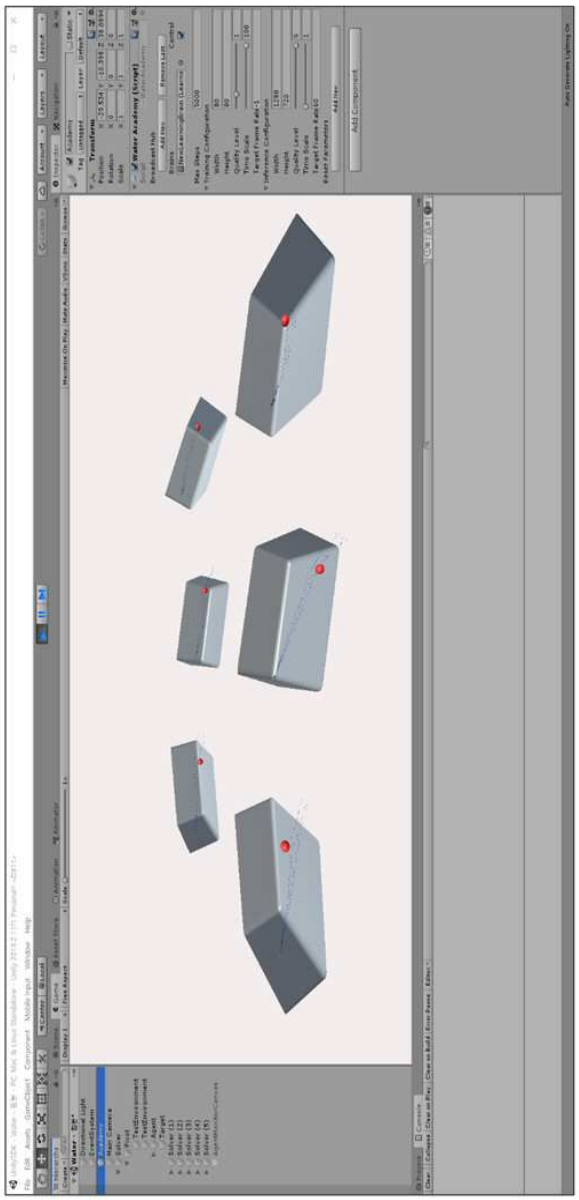
도면2


152m
Compartment location
(130, 21, 13.24)
Nozzle
Y =21 m
X =57.65 m
CG
(72, -0.02, 7.43)
21m
격실
노즐
화원(목표물)

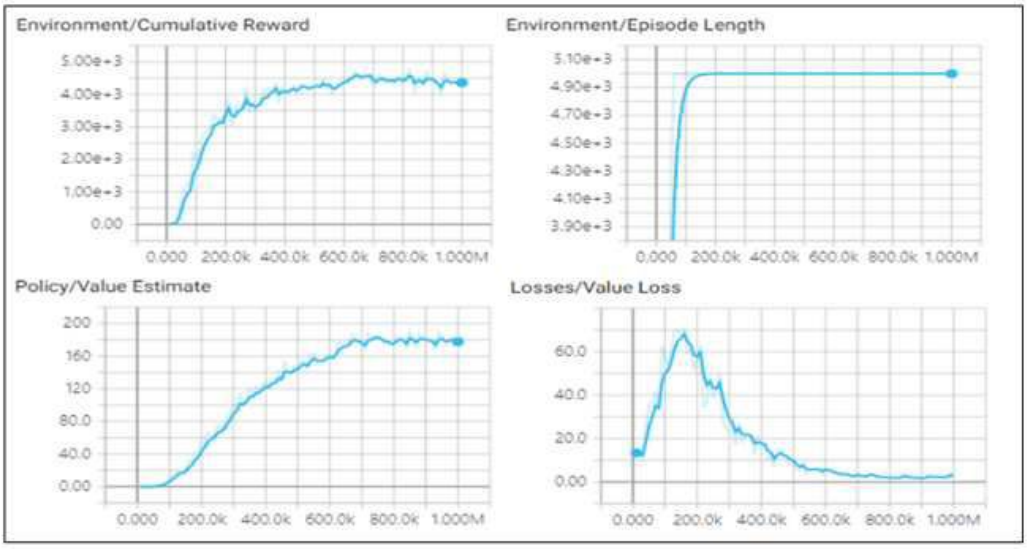
도면3


Disk (Active particles : 370500)
Edge (Active particles : 28500)
Angle 32°
Angle 55°

도면4



도면5


Environment/Cumulative Reward
5.00e+3
4.00e+3
3.00e+3
2.00e+3
1.00e+3
0.00
0.000 200.0k 400.0k 600.0k 800.0k 1.000M
Environment/Episode Length
5.10e+3
4.90e+3
4.70e+3
4.50e+3
4.30e+3
4.10e+3
3.90e+3
0.000 200.0k 400.0k 600.0k 800.0k 1.000M
Policy/Value Estimate
200
160
120
80.0
40.0
0.00
0.000 200.0k 400.0k 600.0k 800.0k 1.000M
Losses/Value Loss
60.0
40.0
20.0
0.00
0.000 200.0k 400.0k 600.0k 800.0k 1.000M

도면6

		Not trained model	Trained model
Case 1	Unreached time	0.46 s	0.46 s
	Number of reached particles	388,334	418,986
Case 2	Unreached time	0.46 s	0.46 s
	Number of reached particles	382,577	411,308
Case 3	Unreached time	0.46 s	0.46 s
	Number of reached particles	381,520	422,137
Average	Unreached time	0.46 s	0.46 s
	Number of reached particles	384,144	409,319

(a)

		Not trained model	Trained model
Case 1	Unreached time	0.46 s	0.46 s
	Number of reached particles	356,001	406,616
Case 2	Unreached time	1.38 s	0.46 s
	Number of reached particles	321,735	394,060
Case 3	Unreached time	1.62 s	0.46 s
	Number of reached particles	359,933	412,941
Average	Unreached time	1.15 s	0.46 s
	Number of reached particles	345,890	404,539

(b)

		Not trained model	Trained model
Case 1	Unreached time	16.78 s	0.46 s
	Number of reached particles	243,007	398,891
Case 2	Unreached time	2.38 s	0.46 s
	Number of reached particles	322,348	411,672
Case 3	Unreached time	4.62 s	0.46 s
	Number of reached particles	304,366	389,475
Average	Unreached time	7.93 s	0.46 s
	Number of reached particles	289,907	400,013

(c)

		Not trained model	Trained model
Case 1	Unreached time	27.12 s	0.46 s
	Number of reached particles	192,356	400,916
Case 2	Unreached time	12.48 s	0.46 s
	Number of reached particles	279,941	413,993
Case 3	Unreached time	23 s	0.46 s
	Number of reached particles	264,578	348,458
Average	Unreached time	20.87 s	0.46 s
	Number of reached particles	245,625	387,789

(e)

		Not trained model	Trained model
Case 1	Unreached time	52.04 s	0.46 s
	Number of reached particles	188,079	295,197
Case 2	Unreached time	52.48 s	0.46 s
	Number of reached particles	114,399	331,112
Case 3	Unreached time	52.02 s	0.46 s
	Number of reached particles	105,521	403,574
Average	Unreached time	52.18 s	0.46 s
	Number of reached particles	136,000	343,294

(f)

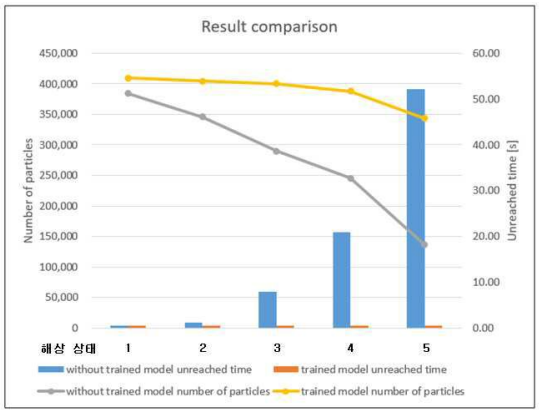
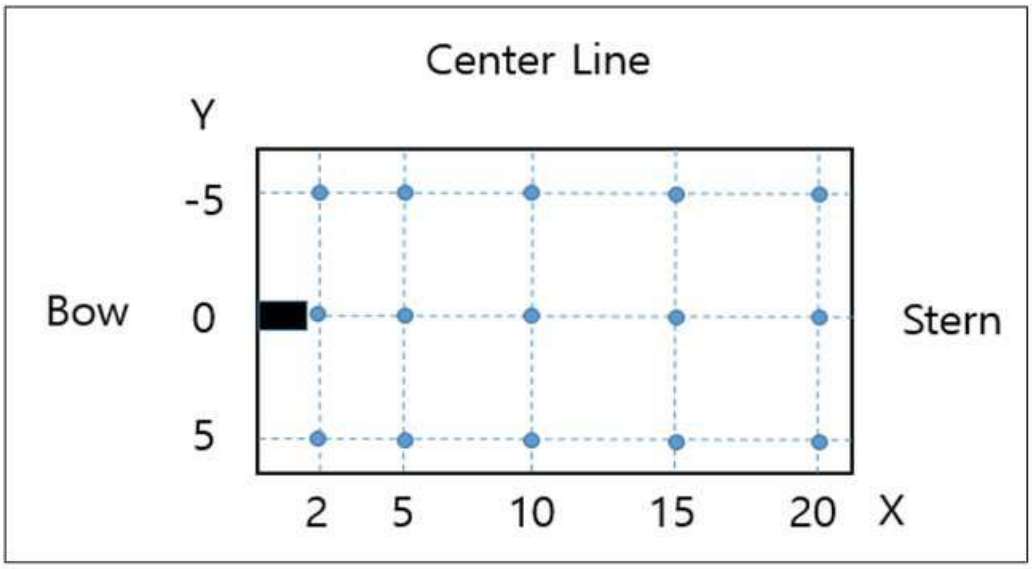


Fig. 5 Comparison of the results for different Sea-States

(g)

도면7



도면8

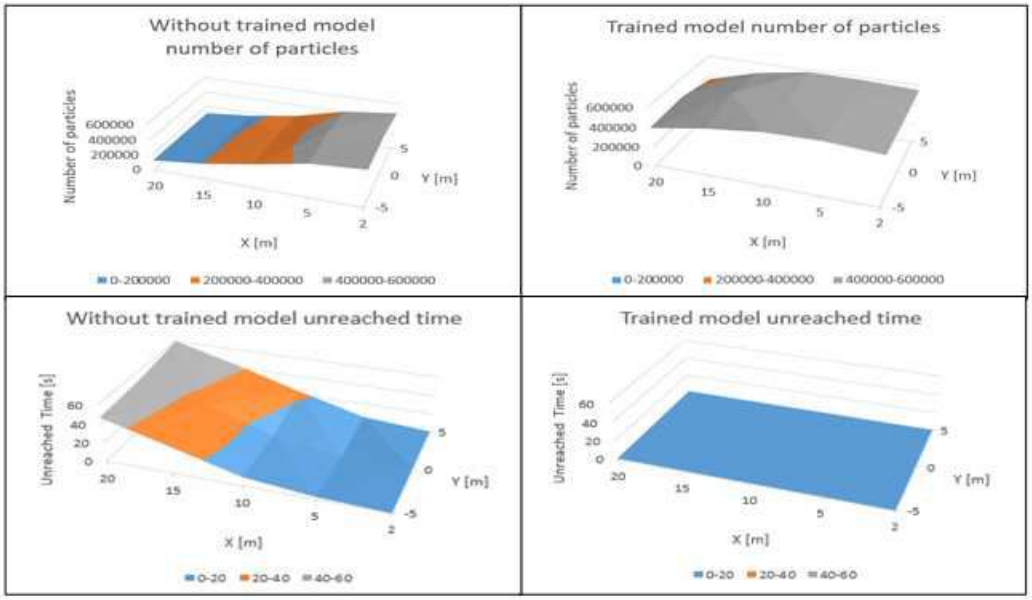
X [m] \ Y [m]		5	0	-5
2	Without trained model	478,399	533,811	484,595
	trained model	552,771	533,791	524,172
5	Without trained model	406,931	485,188	438,585
	trained model	574,405	565,771	556,187
10	Without trained model	250,922	311,931	311,117
	trained model	580,358	574,756	545,157
15	Without trained model	154,751	185,570	198,887
	trained model	497,109	549,487	484,441
20	Without trained model	96,296	113,679	126,749
	trained model	353,129	423,260	396,085

(a)

X [m] \ Y [m]		5	0	-5
2	Without trained model	0.12 s	0.06 s	0.14 s
	Trained model	0.12 s	0.06 s	0.14 s
5	Without trained model	5 s	0.12 s	2.62 s
	Trained model	0.16 s	0.12 s	0.16 s
10	Without trained model	22.76 s	11.14 s	9.64 s
	Trained model	0.26 s	0.24 s	0.28 s
15	Without trained model	42.44 s	34.18 s	28.44 s
	Trained model	0.38 s	0.36 s	0.44 s
20	Without trained model	59.8 s	51.02 s	46.78 s
	Trained model	0.52 s	0.46 s	0.56 s

(b)

도면9


Without trained model number of particles
Number of particles
600000
400000
200000
0
20
15
10
5
2
X [m]
5
0
-5
Y [m]
0-200000
200000-400000
400000-600000
Trained model number of particles
Number of particles
600000
400000
200000
0
20
15
10
5
2
X [m]
5
0
-5
Y [m]
0-200000
200000-400000
400000-600000
Without trained model unreached time
Unreached Time [s]
60
40
20
0
20
15
10
5
2
X [m]
5
0
-5
Y [m]
0-20
20-40
40-60
Trained model unreached time
Unreached Time [s]
60
40
20
0
20
15
10
5
2
X [m]
5
0
-5
Y [m]
0-20
20-40
40-60