



저작자표시-비영리-변경금지 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

- 이 저작물을 복제, 배포, 전송, 전시, 공연 및 방송할 수 있습니다.

다음과 같은 조건을 따라야 합니다:



저작자표시. 귀하는 원저작자를 표시하여야 합니다.



비영리. 귀하는 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 없습니다.



변경금지. 귀하는 이 저작물을 개작, 변형 또는 가공할 수 없습니다.

- 귀하는, 이 저작물의 재이용이나 배포의 경우, 이 저작물에 적용된 이용허락조건을 명확하게 나타내어야 합니다.
- 저작권자로부터 별도의 허가를 받으면 이러한 조건들은 적용되지 않습니다.

저작권법에 따른 이용자의 권리는 위의 내용에 의하여 영향을 받지 않습니다.

이것은 [이용허락규약\(Legal Code\)](#)을 이해하기 쉽게 요약한 것입니다.

[Disclaimer](#)

이학박사 학위논문

퍼지논리와 강화학습을 적용한
트롤 시스템 제어



2018년 2월

부 경 대 학 교 대 학 원

수 산 물 리 학 과

박 수 봉

이학박사 학위논문

퍼지논리와 강화학습을 적용한 트롤 시스템 제어

지도교수 이 춘 우

이 논문을 이학박사 학위논문으로 제출함.



2018년 2월

부 경 대 학 교 대 학 원

수 산 물 리 학 과

박 수 봉

박수봉의 이학박사 학위논문을 인준함.

2018년 2월 23일

주 심 수 산 학 박사 차 봉 진



위 원 수 산 학 박사 김 형 석



위 원 공 학 박 사 김 영 봉



위 원 공 학 박 사 이 지 훈



위 원 수 산 학 박사 이 춘 우



목차

Table of contents	i
List of figures	iv
List of tables	vii
Abstract	viii
I. 서론	1
II. 소프트웨어를 기반으로 한 트롤 시뮬레이터 개발	4
1. 서론	4
2. 재료 및 방법	6
2.1. 트롤 시스템 모델링	6
2.2. 어군 행동 모델링	12
2.3. 해저 바닥 및 장애물 모델링	15
2.4. 트롤 시뮬레이터 구현	16
3. 결과	22
3.1. 트롤 시스템 모델링 결과	22
3.2. 어군 행동 모델링 결과	27
3.3. 해저 바닥 및 장애물 모델링 결과	29
3.4. 트롤 시뮬레이터 구현 결과	30
4. 고찰	31

III. 퍼지 제어 규칙을 적용한 트롤 시스템 제어	34
1. 서론	34
2. 재료 및 방법	36
2.1. 트롤선의 방향 제어	36
2.2. 트롤 어구의 수심 제어	41
2.3. 트롤 어구의 3차원 제어	46
3. 결과	55
3.1. 트롤선의 방향 제어 결과	55
3.2. 트롤 어구의 수심 제어 결과	58
3.3. 트롤 어구 3차원 제어 결과	60
3.4. 퍼지 제어 규칙을 적용한 트롤 시뮬레이터 구동의 예	63
4. 고찰	65
IV. 강화학습을 적용한 트롤 어구의 투망 시점 도출	68
1. 서론	68
2. 재료 및 방법	70
2.1. 강화학습 적용을 위한 소나 모델링	70
2.2. 트롤 시뮬레이터에 강화학습 적용	71
3. 결과	77
3.1. 강화학습 적용을 위한 소나 모델링 결과	77
3.2. 퍼지 제어 규칙을 적용한 트롤 시뮬레이터에 강화학습 적용 결과	78
4. 고찰	82
V. 종합 고찰	84

VI. 요 약	89
참고문헌	91
감사의 글	96



List of figures

Fig. 2.1. Trawler to be applied to the trawl simulator	6
Fig. 2.2. Trawl gear to be applied to the trawl simulator	7
Fig. 2.3. Modeling of the sonar system	9
Fig. 2.4. Modeling of the fish finder system	10
Fig. 2.5. Turning speed (ω) and time constant (T) of the trawler ..	12
Fig. 2.6. Fish behavior modeling	14
Fig. 2.7. Modeling of the coupling system between trawler and trawl gear	16
Fig. 2.8. Internal structure of the bullet engine	21
Fig. 2.9. Trawler modeled using the Graham scan algorithm	22
Fig. 2.10. Trawler simulated in the trawl simulator	22
Fig. 2.11. The designed trawl net	23
Fig. 2.12. Fishing winch system and controller simulated in the trawl simulator	24
Fig. 2.13. Trawl gear deformation and depth changes according to warp length adjustments	24
Fig. 2.14. Sonar screen (left) and fish finder (right) simulated in the trawl simulator.	25
Fig. 2.15. Relationship between the trawler's propulsion and speed ...	26
Fig. 2.16. Relationship between the trawler's torque and turning speed	26
Fig. 2.17. Steering and speed controller simulated in the trawl simulator	26

Fig. 2.18. Fish school behavior simulated in the trawl simulator	27
Fig. 2.19. Example of an avoidance behavior of fish school	28
Fig. 2.20. Sand or pearl scattering owing to collision between sea floor and trawl door when trawling	29
Fig. 2.21. Screen of the trawl simulator	30
Fig. 3.1. 3D coordinate system for simulation of the trawler direction control	37
Fig. 3.2. Membership functions for the direction control of the trawler	39
Fig. 3.3. Block diagram of a fuzzy controller for the turning control of trawler	40
Fig. 3.4. 3D coordinate system for simulation of trawl gear depth control	41
Fig. 3.5. Modeling of the central point (N_0) of the trawl gear	42
Fig. 3.6. Membership functions for the trawl gear depth control	44
Fig. 3.7. Block diagram of a fuzzy controller for the depth control of trawl gear	46
Fig. 3.8. Example of the phenomenon in which the center of the trawl gear does not cross the target	47
Fig. 3.9. Membership functions for the direction control connected to the trawler and the trawl fishing gear	49
Fig. 3.10. Membership functions for the three-dimensional control of trawl gear	53
Fig. 3.11. Block diagram of a fuzzy controller for the three-dimensional control of trawl gear	54

Fig. 3.12. Example of the determination of the control input value through fuzzy reasoning process	56
Fig. 3.13. Example of trawler direction control through fuzzy reasoning process	57
Fig. 3.14. Example of depth control of the trawl gear through fuzzy reasoning process	59
Fig. 3.15. Example of three-dimensional control of the trawl gear through fuzzy reasoning process	62
Fig. 3.16. Example of the trawl simulator operation through fuzzy reasoning process	64
Fig. 4.1. Basic structure of reinforcement learning	70
Fig. 4.2. Sonar screen normalized with one channel	71
Fig. 4.3. Probability (ϵ) of increase in the influence of the weight (θ) of the number of episodes	73
Fig. 4.4. Outline of the network model applied to the trawl simulator	76
Fig. 4.5. Example of storage of sampled sonar images	77
Fig. 4.6. Initial positions of trawler and fish school for the reinforcement learning	79
Fig. 4.7. Pilot light that indicates the moment of trawl gear casting ..	80
Fig. 4.8. Example of the operation of the trawl simulator with fuzzy control rules and reinforcement learning	81

List of tables

Table 2.1. Technical details of the trawler	6
Table 2.2. Design specifications of the current trawl gear to be applied to the trawl simulator	8
Table 3.1. Fuzzy associative memory for the direction control of trawler	40
Table 3.2. Fuzzy associative memory for the depth control of trawl gear	45
Table 3.3. Fuzzy associative memory for the direction control connected to the trawler and the trawl fishing gear	51
Table 3.4. Fuzzy associative memory for the three-dimensional control of trawl gear	54
Table 3.5. Distance error between the center of the trawl gear and the target through depth control of the trawl fishing gear ·	60
Table 3.6. Distance error between the center of the trawl gear and the target through three-dimensional control of the trawl gear	63
Table 4.1. Results of the reward value determined through reinforcement learning of the trawl simulator	79

Control of trawl operation system using fuzzy logic and reinforcement learning

Subong Park

*Department of Fisheries Physics, The Graduate school,
Pukyong National University*

Abstract

In this study, a trawl fishing simulator was developed for various fishing industries in response to the demand of educational institutions and fishery-related companies for automated system operations.

In education institutions and fishery-related companies, fishing simulators are used to conduct training to acquire indirect experience on fishing. Training with fishing simulators not only decreases time and costs, but also allows training in various environments. Owing to these advantages, the demand for fishing simulators for education and training is increasing. Therefore, in this study, a trawl fishing simulator was developed based on software in which the trawl operation process can be smoothly run in both personal desktop computers and laptops. Also, an optimized analysis technique was developed through which the dynamic behavior generated by the interaction between fishing vessels

and gears can be analyzed in the time domain. The developed trawl simulator can be used for education and training on the entire trawl fishing process, from fish scouting to catching. Unlike previously developed fishing simulators, it has no spatial constraints because it does not require many computers or large hardware, and is also easy and simple to use. Therefore, it shall be very useful for educational institutions and fishery-related companies when providing education or training on trawl operations.

In trawl operations, controlling the depth of trawl fishing gears is the most important factor that determines whether fish will be successfully caught or not. It is necessary to accurately estimate the location and depth of the target fish school, control the direction and speed of the trawler, and cast the fishing gear at the exact depth of the target fish school. To automate this process, 3D control methods that allow simultaneous control of the trawler direction and depth of the trawl fishing gear are required. Therefore, in this study, fuzzy control rules were applied to the trawl simulator for the automated control of the trawler direction and depth of the trawl fishing gear. The results of 3D control of the trawl fishing gear by applying fuzzy control rules reveal that the depth of the trawl fishing gear was controlled with an error of less than 5%. Therefore, it is expected that the process of controlling the depth of the trawl fishing gear by adjusting the warp length and controlling the direction of the trawler during trawl operations can be automated. Also, if a conversion device is developed that allows the application of the designed fuzzy control rules to sonars, fish finders,

steering gears, and fishing winch systems equipped in actual trawlers, then 3D control of trawl fishing gears using fuzzy control rules will be possible in actual trawl operations.

During trawl operations, if fishing gears are cast too early or too late, variations occur in the catch rate and fuel consumption. Therefore, the trawl fishing gear must be cast at the right time to not only draw the target fish school accurately but also to maintain fuel consumption at proper levels. In this study, a Deep-Q-Network was applied to the developed trawl simulator to estimate the appropriate casting time of the trawl fishing gear. The appropriate casting time was estimated by performing a total of 5,000 reinforcement learning sessions. The compensation value gradually increased as the number of reinforcement learning sessions increased, and the optimum trawl gear casting time estimated using the compensation value determined after 5,000 reinforcement learning sessions was applied to the trawl simulator. When the trawl fishing gear is cast at the estimated casting time, the location of the target fish school can be trawled more accurately, and the fuel consumption can also be maintained at proper levels. In the future, applying this reinforcement learning algorithm to actual trawl operations is expected to increase the catch rates of inexperienced executive crews by helping them learn the skills of experienced executive crews.

I. 서 론

2016년도를 기준으로 우리나라의 선원 교육기관은 고교 10곳, 대학 8곳, 한국 해양수산연수원 등 총 19곳이 있다. 이 중 항해 선원을 교육하는 기관은 고교 9곳, 대학 5곳, 한국 해양수산연수원 등 총 15곳이다. 15곳의 교육기관을 통해 배출한 해기 면허 소지자는 132,391명이며, 이 중에서 원양 어선, 연근해 어선에 취업한 인원은 16,085명이다 (Ministry of Oceans and Fisheries, 2017). 취업한 인원들은 해기 면허를 취득하기 위하여 고교, 대학, 한국 해양수산연수원 등의 교육기관에서 선박 항해, 어로 작업에 필요한 다양한 이론 학습 과정과 실습 과정을 거친다.

이러한 교육 과정은 각각의 교육기관에 따라 교육 환경 요건이나 교육자가 다르지만 교과 과정과 실습의 형태는 유사하며 그룹식 교육으로 이루어진다. 따라서 교육을 받는 학생들의 학업 성취도에 따라, 교육기관의 교육 환경 요건에 따라 학습 과정을 진행하는 방법의 차이가 있다. 특히, 실습 교육 과정의 경우 교육기관의 교육 환경 요건의 차이가 크기 때문에 제한적 요소가 많이 발생하게 된다. 예를 들어, 어로 작업 실습의 경우, 각 교육기관마다 보유하고 있는 실습선의 제원이 다르고, 실습선의 어로 장비의 사양에도 차이가 있기 때문에 실습할 수 있는 범위가 달라진다.

따라서 선박의 항해 시뮬레이터, 레이더 시뮬레이션, 어구 설계 및 시뮬레이션 등의 실습을 시뮬레이션 프로그램이나 시뮬레이터를 이용하는 간접적 경험 교육이 활발하게 이루어지고 있다. 이러한 간접적 경험 교육은 원양 어선이나 연근해 어선에 취업을 함에 있어 큰 도움이 되고 있기 때문에 교육기관이나 수산 회사 등으로부터 교육을 위한 어로 시뮬레이터의 수요가 많이 제기되고 있다.

하지만 어로 작업을 교육할 수 있는 기존의 시뮬레이션 기술은 선박의 거동 혹은 어구의 거동 등 개별 시스템에 대한 해석 기술이기 때문에 어선과 어구가 연계된 시스템에 대한 정확한 해석이 불가능하다는 단점을 가지고 있다. 또한 기존의 개발된 어로 시뮬레이터 (Lee, 2009)의 경우, 대형의 하드웨어와 많은 수의 컴퓨터로 구성되어 가격이 고가일 뿐만 아니라 사용함에 있어 시·공간적인 제약이 많으며, 어선, 어구 및 어군을 복합적으로 해석하여 구현하지 못하는 단점을 가지고 있다. 따라서 사용하기에 용이하고 기존의 개발된 어로 시뮬레이터에 비하여 다양한 해양환경 조건에서 조업 기술을 교육·훈련 할 수 있는 어로 시뮬레이터의 개발이 필요한 실정이다.

2016년도를 기준으로 우리나라 취업 선원은 총 58,992명이며, 그 중 한국인 선원은 35,685명, 외국인 선원은 23,307명인 것으로 나타났다 (KMRI, 2017). 한국인 선원은 2015년도 (36,976명)에 대비하여 3.5%가 감소하였으며, 2007년도 (38,608명)에 대비하여 7.6%가 감소하여 연평균 약 0.8%씩 감소하는 것으로 나타났다. 직책에 따라 선원의 감소를 비교하여 보면, 선장, 항해사, 기관사 등 간부 선원의 경우, 21,697명으로 2015년도에 대비하여 2%가 감소하였고, 갑판부원, 기관부원, 조리부원 등 일반 선원의 경우, 14,848명으로 2015년도에 대비하여 6.2%가 감소했다.

업종별로 한국인 선원은 연근해 어선에 14,692명, 원양 어선에 1,393명, 외항선에 8,548명이 종사하고 있으나 2015년도에 비해 감소한 수치이다. 한국인 선원의 임금 수준은 월 평균 451만원 (2016년)으로 2015년도 (442만원)에 대비하여 2% 정도 증가하였고, 2007년도 (275만원)에 대비해서는 64% 정도 증가하였다. 직책별로 임금 수준은 간부 선원의 경우 531만원이었고, 일반 선원의 경우 329만원으로 나타났다.

한국인 선원의 취업 연령은 50세 이상이 66.7%를 차지하고 있으며, 60세 이상이 34.7%로 나타났다. 60세 이상의 선원은 2015년도에 대비하여 8.2%

가 증가한 것으로 나타났다.

통계 자료를 통해 선원들의 고령화가 심각하고 선원들의 수도 감소하고 있으며, 선원들에게 주어지는 임금 수준은 점차 높아지는 것을 알 수 있다. 따라서 선원 구인난과 임금 상승의 부담을 줄이기 위해 조업 시스템의 자동화가 필요한 실정이다.

국내외 연구진에 의해 다양한 어업의 조업 시스템의 자동화에 대한 연구가 진행되어 오고 있으며, 특히 트롤 조업 시스템의 자동화를 위해 중층 트롤 어구의 수심 제어(Lee et al., 2000; Hu et al., 2001), 트롤 시스템의 수평 제어(Johansen et al., 2001), 중층 트롤 시스템의 3차원 궤적 추적(Zhao et al., 2016) 등 많은 연구가 진행되어 오고 있다.

하지만 트롤 조업은 트롤선의 속력, 방향, 끌줄의 길이 조절 제어 등 복합적인 입력으로 이루어지며, 선장, 항해사 등 숙련된 선원의 경험적 지식에 의하여 이루어진다. 이러한 트롤 조업 시스템은 다변수 제어로 제어의 어려움이 따르며, 선원의 숙련도에 따라 어획 성능과 선택성의 차이가 발생하며, 비선형성이 강한 시스템으로 선형 제어기의 적용이 어렵다. 따라서 숙련된 선원의 언어적 규칙을 이용하여 제어하는 자동화된 제어 시스템이 필요하다.

본 논문에서는 다양한 수산업 업종 중에 트롤 어업에 대하여 수산·해양계 교육기관이나 수산 회사 등에서 조업 기술의 교육·훈련을 위한 소프트웨어 기반의 어로 시뮬레이터를 개발하고자 한다. 또한 퍼지 제어 규칙을 사용하여 트롤선의 방향과 트롤 어구의 수심을 자동으로 제어할 수 있도록 제어 규칙을 설계하고 제어 입력값을 결정할 수 있도록 하고자 한다. 그리고 트롤 시뮬레이터에 강화 학습 알고리즘을 적용하여 트롤 시뮬레이터를 통해 훈련한 조업 기술을 학습할 수 있도록 하여 트롤 어구를 투망하는 적절한 시점을 도출하고자 한다.

II. 소프트웨어를 기반으로 한 트롤 시뮬레이터 개발

1. 서론

트롤 어업은 대형의 어구를 이용하여 많은 물고기를 일시에 어획하는 어업으로 어군 탐색, 트롤 어구 투망, 양망의 과정으로 어획이 이루어진다. 성공적인 어획을 위해서는 소나와 어군 탐지기를 통해 어군의 위치를 정확하게 파악하는 것도 중요하지만 트롤선의 속력 및 방향, 어로 원치의 제어를 통한 트롤 어구를 어획을 목표로 하는 어군에 맞게 정확하게 예망하는 것이 중요하다. 트롤 조업을 함에 있어 트롤선과 어로 원치의 제어는 선장, 항해사, 어로장과 같은 간부 선원에 의해 이루어지며, 간부 선원의 지식, 경험, 숙련도에 따라 제어 방법의 차이가 있다. 일반적으로 간부 선원이 조업 기술에 관한 지식이 높고 경험이 많으며 숙련도가 높을수록 어획의 성공률은 높아진다. 하지만 조업 기술을 반복적으로 실시하여 경험을 쌓고 숙련도를 높이는 과정은 시간적으로나 비용적으로 많은 부담이 발생하게 되므로 다양한 트롤선, 트롤 어구에 대한 조업 기술을 훈련하는 것은 현실상 불가능하다.

따라서 수산관련 교육기관이나 수산 회사에서는 어로 시뮬레이터를 통해 간접적 경험을 쌓을 수 있는 교육·훈련을 실시하고 있다. 시뮬레이터를 활용한 교육·훈련을 실시할 경우, 시간적·비용적인 부담을 감소시킬 수 있을 뿐만 아니라 다양한 환경에 대한 교육·훈련이 가능하다는 장점을 가진다 (Okazaki et al., 2010). 이러한 장점들 때문에 교육·훈련을 위한 시뮬레

이터의 수요가 많이 제기되고 있다.

최근에는 개인용 데스크톱 컴퓨터 또는 노트북에서 간편하게 구동되는 소프트웨어가 중심이 된 시뮬레이터가 개발되기 시작하고 있으나, 기존에 개발된 어로 시뮬레이터 (Lee, 2009)는 하드웨어를 기반으로 하여 많은 수의 하드웨어와 컴퓨터로 구성되어 있어 가격도 고가이며 사용에 시·공간적인 제약이 많다는 단점을 가지고 있다. 또한 선박의 운동 (Fang et al., 2004; Bos et al., 2005)이나 어구의 운동 (Lee et al., 2008; Sun et al., 2010)에 대한 개별 시스템에 대한 해석 기술로 대부분 구성되어 있기 때문에 어선과 어구가 연계된 시스템에 대한 정확한 해석이 불가능한 단점을 가지고 있으며, 조업 중 어선과 어구에 작용하는 다양한 해황의 영향에 의해 어선의 안전에 미치는 영향을 명확하게 해석하여 제시할 수 없다는 문제점을 가지고 있다. 따라서 다양한 해양환경에 영향을 받는 어선과 어구의 상호작용에 의한 동적 거동을 시간 영역에서 해석할 수 있는 해석기술 개발이 필요하며, 사용하기에 용이하고 기존의 어로 시뮬레이터에 비하여 다양한 해양환경에서 조업 과정의 안전성 방안을 제시할 수 있는 트롤 시뮬레이터의 개발이 필요한 실정이다.

본 논문에서는 트롤 조업 과정을 개인용 데스크톱 컴퓨터나 노트북에서도 원활히 구동할 수 있고, 사용자의 접근성과 용이성을 향상시킬 수 있는 소프트웨어를 기반으로 한 트롤 시뮬레이터를 개발하고자 한다. 또한 어선과 어구의 상호작용에 의한 동적 거동을 시간 영역에서 해석할 수 있는 최적화된 해석 기술을 개발하고자 한다.

2. 재료 및 방법

2.1. 트롤 시스템 모델링

2.1.1. 트롤선 모델링

트롤선은 업종, 조업 방법, 목표 어종에 따라 어선의 크기, 톤수, 마력 등의 어선 제원의 차이가 있으나, 본 논문에서는 트롤 시뮬레이터에 적용할 트롤선을 부경대학교 실습선인 가야호 (Fig. 2.1)를 모선으로 하여 모델링을 실시하였다. 가야호의 주요 제원은 Table 2.1과 같으며, 그라함 스캔 (Graham scan) 알고리즘을 사용하여 가야호의 외곽점들을 연결하는 방법으로 트롤선의 형상을 모델링하였다 (Kong et al., 1990).



Fig. 2.1. Trawler to be applied to the trawl simulator.

Table 2.1. Technical details of the trawler

Item	Specifications
Length over all (m)	81.7
Molded breadth (m)	13.2
Molded depth (m)	8.0
Full draft (m)	5.0
Gross tonnage (G/T)	1,737
Hull form	Stern trawl

2.1.2. 트롤 어구 모델링

트롤 시뮬레이터에 적용할 트롤 어구는 Fig. 2.2에 나타난 현용 중층, 저층 트롤 어구를 질량-스프링 모델로 기술하여 모델링하였다. Fig. 2.2에 나타난 중층, 저층 트롤 어구는 Table 2.2와 같은 설계 정보를 가지고 있으며, 이러한 설계 사양을 토대로 트롤 어구 설계 소프트웨어 (SimuTrawl, Ver. 1.025, MPSL, Korea)를 사용하여 어구를 설계하고 이를 트롤 시뮬레이터에 적용하였다. 본 시뮬레이터에서는 계산 속도의 향상을 위하여 질점 근사 (Mesh grouping) 방법을 사용하여 질점수를 최소화하여 설계하였다 (Cha, 2003; Lee et al., 2005; Lee et al., 2008a; Kim et al., 2007; Hosseini et al., 2011).

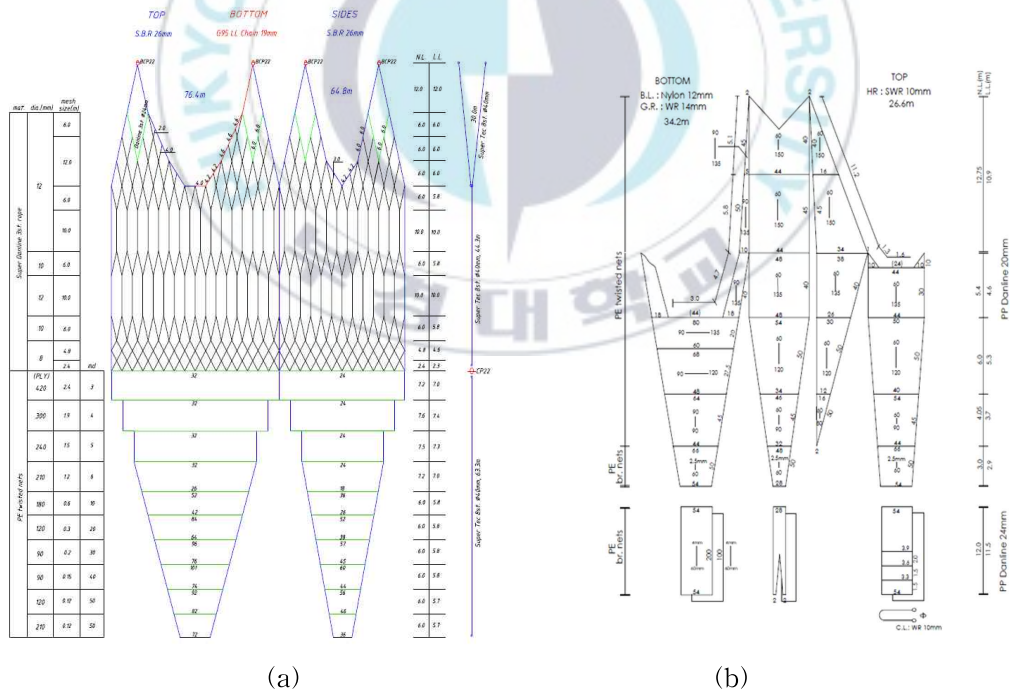


Fig. 2.2. Trawl gear to be applied to the trawl simulator; (a) Mid-water trawl net and (b) Bottom trawl net.

Table 2.2. Design specifications of the current trawl gear to be applied to the trawl simulator

Item	Specifications	
	Mid-water trawl net	Bottom trawl net
Upper bridle (m)	97	50
Lower bridle (m)	103	50
Float line (m)	76.4	34.2
Ground rope (m)	76.4	26.6
Front weight (kgf)	1,000	20
Buoyancy (kgf)	800	100
Sinking force (kgf)	320	200
Area of trawl door (m ²)	9.16	1.5
Weight of trawl door in water (kgf)	2,654	239

2.1.3. 어로 윈치 모델링

트롤 조업 시스템에서 트롤선과 어구는 끌줄로 연결되며 트롤선의 예망력에 의해 어구가 끌려나가는 구조이다. 어로 윈치 시스템은 트롤선과 어구를 연결하는 끌줄을 풀고 감는 역할을 하여 트롤 어구 수심을 제어한다. 트롤 조업에서 어구 수심의 제어는 어획 성공 여부를 결정짓는 중요한 요소로 목표로 하는 끌줄의 길이와 어로 윈치의 동작 속력의 입력에 따라 끌줄의 길이를 조절할 수 있다. 본 논문에서는 좌우 끌줄을 질량-스프링 모델로 기술하여 끌줄의 길이 제어 시스템으로 구현하였다. 질량-스프링 모델로 기술된 끌줄은 길이가 변함에 따라 구성하는 모든 스프링의 길이가 동일하게 변화하여 목표로 하는 끌줄의 길이를 나타낼 수 있도록 하였다.

2.1.4. 어군 탐지 모델링

트롤 조업을 실시함에 있어 어군의 존재 유무와 분포 위치를 파악하기 위하여 소나와 어군 탐지기를 사용한다. 소나와 어군 탐지기 같은 음향 탐지 시스템은 송수파기를 사용하여 음파를 수중으로 발사하고, 발사된 음파

는 물체에 부딪히면 반사되어 송수파기에 수신된다. 수신된 음파는 음향 탐지 시스템에 어군의 위치, 거리 및 밀집도 등을 나타내게 된다. 음향 탐지 시스템을 모델링하기 위해서는 발사된 음파의 수중에서의 전달, 반사, 간섭, 회절 등의 성질과 탐지 임계값, 송파 레벨, 전파 손실, 잡음 레벨 등의 장치적 특성들이 고려되어야하나 본 논문에서는 이러한 복잡한 모델링 과정을 간략화하였으며, 충돌 검사 (Collision detection)의 개념을 사용하여 모델링을 실시하였다 (Bergen, 1997).

어군을 탐지하기 위한 충돌 검사는 콘술의 좌표와 배열과의 관계를 사용하는 것으로 물체를 구성하는 정점이나 면이 다른 물체의 경계면을 통과하지 못하도록 하는 원리를 가지고 있다. 이러한 원리를 통해 소나 시스템의 송수파기에서 발사된 음파가 어군과의 충돌 여부를 검사하여 어군의 탐지를 실시한다. 3차원 좌표계에서 정점 a, b, c로 구성되는 삼각형과 임의의 점 P의 충돌 검사를 통해 소나 시스템을 모델링 할 수 있다 (Fig. 2.3). 정점 a, b, c로 구성되는 삼각형은 트롤선의 송수파기에서 발사된 빔으로 가정되며, 점 P는 어군의 위치로 가정된다. 어군의 탐지 여부는 정점 a, b, c로 구성되는 삼각형이 존재하는 평면에 어군의 위치가 포함되는지, 어군의 위치가 삼각형 내부에 존재하는지의 여부를 충돌 검사하여 결정된다 (Lee, 2009).

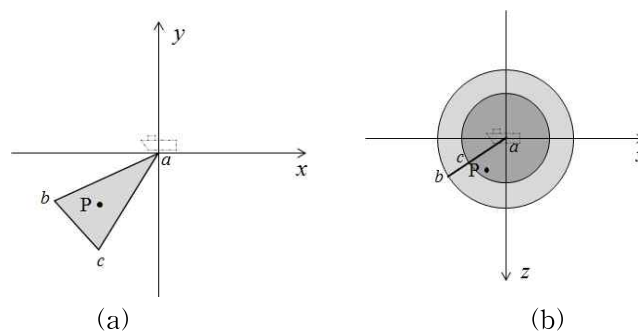


Fig. 2.3. Modeling of the sonar system; (a) Side view and (b) Top view.

어군 탐지기는 소나의 원리와 유사하나 트롤선 아래쪽에 있는 어군을 탐지하므로 원뿔 형태로 송수파기에서 음파를 발사한다. 어군의 탐지 여부는 소나에서 사용한 삼각형과 동일한 원리로 원으로 가정한 평면에 어군의 위치 좌표의 존재 여부를 충돌 검사하여 결정하였다 (Fig. 2.4).

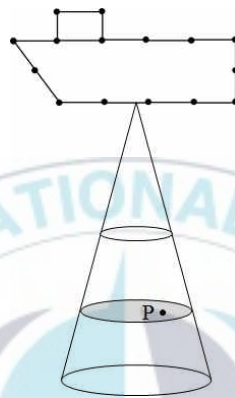


Fig. 2.4. Modeling of the fish finder system.

2.1.5. 어선 속력 및 방향 제어 모델링

트롤선의 속력 및 방향 제어는 시정수 (Time constant)에 따라 트롤선의 운동 특성을 다르게 적용하였다. 시정수는 일차 제어 시스템으로 입력에 대한 출력의 응답속도 (속응성)를 정량적으로 나타내는 값이며, 시스템의 응답이 목표 출력치의 63.2%에 도달하는데 걸리는 시간을 의미한다 (Lee, 2009). 따라서 시정수가 클수록 트롤선이 목표 속도에 도달하는데 걸리는 시간이 길어지게 된다.

트롤선의 속력은 추진력과의 관계를 통해 식 2.1과 같이 나타낼 수 있다.

$$m \frac{dv}{dt} = F_P - F_D \quad (2.1)$$

여기서, m 은 트롤선의 질량, F_P 는 트롤선의 추진력, F_D 는 트롤선의 저항이다.

트롤선의 타각 (Rudder angle)에 따른 선회 속도 (ω)는 식 2.2와 같이 나타낼 수 있다.

$$I\dot{\omega} = T_q - C_o \omega \quad (2.2)$$

여기서, I 는 트롤선의 관성 모멘트, $\dot{\omega}$ 는 선회 가속도, T_q 는 회전 토크, C_o 는 트롤선의 선회 저항 계수, ω 는 선회 속도이다. 식 2.2를 통해 매 시간에 대한 실제 선회 속도를 식 2.3과 같이 구할 수 있다.

$$\omega(t) = \frac{T_q}{C_o} (1 - e^{-\frac{C_o}{I}t}) \quad (2.3)$$

따라서 트롤선의 선회 종속도(수렴 속도)는 $\frac{T_q}{C_o}$ 이고, 시정수(T)는 식 2.2를 변형하여 식 2.4와 같이 나타낼 수 있고, 식 2.5와 같이 간략화 할 수 있다.

$$\frac{d\omega(t)}{dt} = \frac{T_q}{I} - \frac{C_o}{I} \omega(t) \quad (2.4)$$

$$T = \frac{I}{C_o} \quad (2.5)$$

Fig. 2.5에는 식 2.3을 통해 도출한 트롤선의 선회 속도와 시정수를 나타내었다.

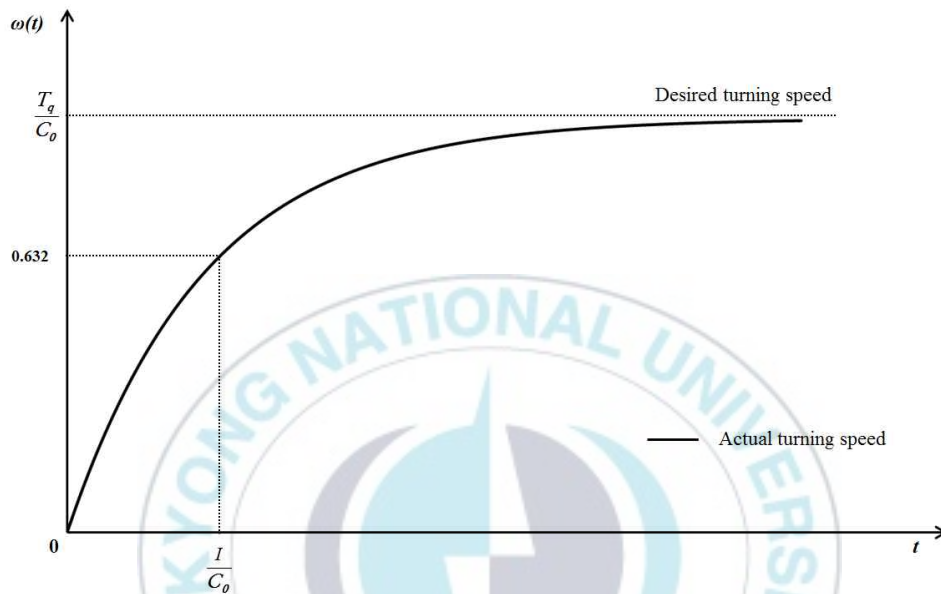


Fig. 2.5. Turning speed (ω) and time constant (T) of the trawler.

2.2. 어군 행동 모델링

2.2.1. 일반적인 어군 행동 모델링

중층 트롤 어업의 대상 어류인 고등어와 전갱이는 부어성 어종으로 표층 또는 표층으로부터 300 m 이내의 중층에 서식하며 3 cm 이상 성장하면 크기별로 군집을 이루어 생활한다. 저층 트롤 어업의 대상 어류인 명태와 대구는 한류성 어종으로 200 m 이하의 수층에서 서식하며 최대 600 m 정도의 저층에서 서식한다. 명태는 3세때 34 cm 정도 성장하며, 대구는 3세때 50 cm 정도 성장하면서 군집 생활을 한다. 고등어, 전갱이, 명태, 대구

등은 어군을 형성하는 서식 수층, 어군 크기, 어군 형성 시기 등의 차이는 있으나, 어군이 형성되고 나면 유사한 형태로 군집 생활을 하는 것으로 알려져 있다 (Pitcher and Partridge, 1979).

군집 생활을 하는 어군의 행동을 정확하게 모델링하는 것은 기술적으로 어려움이 존재하지만 많은 연구들이 수행되어 오고 있다. Aoki (1982)는 물고기 개별 움직임의 방향과 속도는 확률적 변수에 의해 추정한다는 기본 가정을 사용하여 어군의 행동을 모델링하였고, 이를 컴퓨터 시뮬레이션을 통해 분석하였다. Huth and Wissel (1992)은 어군들은 리더가 되는 물고기가 없이 형성되어 있으며, 물고기들은 서로 서로 유인하고 반대 방향으로 멀어지고 평행한 방향으로 이동하는 행동을 하는 것으로 모델링하였다. Katz et al. (2011)은 두 마리의 물고기와 세 마리의 물고기 어군으로부터 물고기의 개별 행동을 모델링하였으며, 이를 통해 물고기 어군의 행동을 모델링 하는데 적용하였다.

본 논문에서는 어군 행동을 모델링하기 위하여 조타 행동 (Steering behavior) 규칙을 사용하였다 (Reynolds, 1987). 자동화된 에이전트 (Boid)들의 집단이 어군과 비슷한 집단행동을 보이도록 만들기 위하여 분리 (Separation), 정렬 (Alignment), 응집 (Cohesion)의 규칙을 가지도록 모델링하였다. 분리 규칙은 어군을 이루는 각 에이전트마다 주변 에이전트들과의 거리를 판단하고 적당한 거리를 유지할 수 있도록 방향을 돌리는 방식으로 구현하였고, 이를 통해 에이전트들은 서로 부딪히게 되는 현상을 방지할 수 있게 하였다. 정렬 규칙에 의해 에이전트들이 모인 어군이 마치 하나의 에이전트처럼 움직이게 하기 위하여 에이전트의 방향과 속도를 주변 에이전트들의 평균적인 속도와 방향으로 조정함으로써 구현하였다. 응집 규칙은 주변 에이전트들과의 평균 위치로 갈 수 있도록 에이전트의 방향과 속도를 조정함으로써 이 규칙을 구현하였다. 또한 조타 행동 규칙을

통해 어군은 임기응변적인 행동 (Emergent behavior)을 하도록 구현하였다. 즉, 모든 에이전트들은 하나의 무리로서 움직이고, 장애물을 피하며, 다른 에이전트들과 보조를 맞춰서 유동적으로 이동할 수 있게 하였다 (Fig. 2.6).

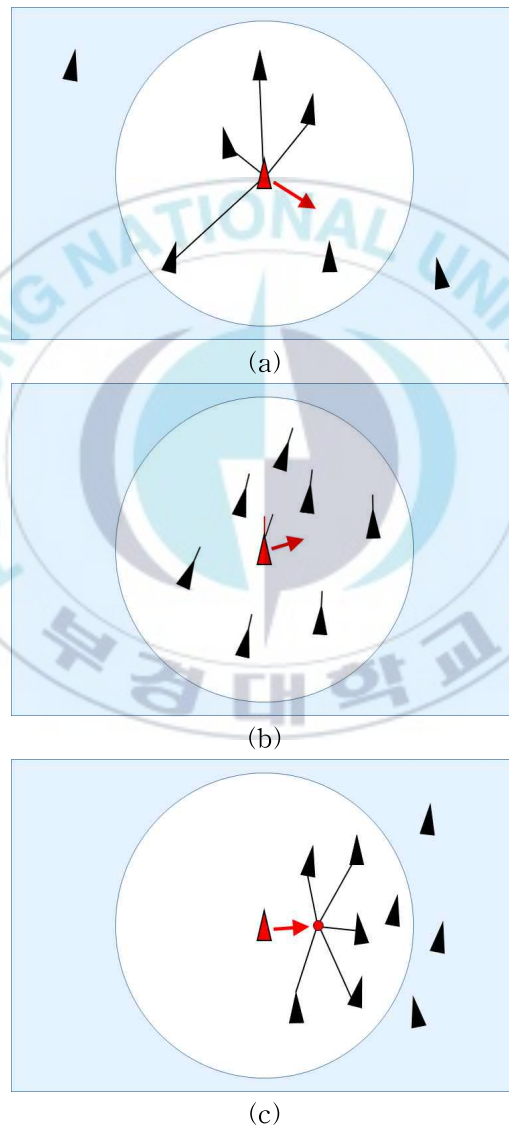


Fig. 2.6. Fish behavior modeling: (a) Separation rule, (b) Alignment rule, and (c) Cohesion rule.

2.2.2. 장애물에 대한 어군 행동 모델링

어군은 조타 행동 규칙을 통해 일반적으로 행동하며, 해저 바닥, 끌줄, 전개판, 뜸, 침자, 어구 등 장애물에 대해 회피하는 행동을 하게 된다. 장애물에 대한 어군 행동은 에이전트가 장애물과 부딪히지 않도록 하기 위해 회피 (Avoidance) 규칙을 가지고 있다 (Reynolds, 1999). 이는 에이전트와 어느 정도의 거리에 장애물이 존재하면 그것을 피할 수 있는 쪽으로 방향을 조정하는 반사 벡터 (Reflection vector)를 적용하여 구현하였다. 회피 행동은 어류의 어획 여부와 밀접하게 연관되어 있으며, 해저 바닥, 끌줄, 전개판 통과시에 1차 충돌 검사, 그물 입구 통과시에 2차 충돌 검사를 거친 후 최종적으로 어획 여부가 결정된다.

2.3. 해저 바닥 및 장애물 모델링

2.3.1. 해저 바닥 및 장애물 모델링

해저의 바닥은 모래질이거나 약간의 펄로 이루어져 있으며, 바닥 표면은 미세한 모래나 펄 먼지가 중성 부력 상태로 바닥을 덮고 있다. 본 논문에서는 해저 바닥의 높이, 경사 정보를 이용하여 평면의 기울어진 땅을 구현하였으며, 해저 바닥 곳곳에 바위를 배치하여 장애물로 모델링하였다.

2.3.2. 해저 바닥 및 장애물과 어구의 충돌 문제 모델링

저층 트롤 조업에서는 전개판과 어구가 해저 바닥과 접촉한 상태로 예망이 이루어지기 때문에 해저 바닥 및 장애물과 전개판, 어구의 충돌 문제가 발생하게 된다. 따라서 해저 바닥 및 장애물은 전개판, 발줄, 침자, 어구로부터 충돌체로 인식하도록 모델링하여 매 시간마다 충돌 검사를 진행하였다.

2.4. 트롤 시뮬레이터 구현

트롤 시스템은 강체로 간주되는 트롤선과 유연체로 구성되는 어구가 결합된 구조이다. 앞에서 제시한 질량-스프링 모델은 트롤 (Cha, 2003), 어류 양식 가두리 (Lee et al., 2008a), 연승 (Lee et al., 2005), 선망 (Kim et al., 2007; Hosseini et al., 2011) 등 다양한 유연 구조물의 해석에 적용되어 왔다.

본 논문에서는 질량-스프링 모델을 통해 유연체인 트롤 어구와 강체인 트롤선을 연결된 하나의 시스템으로 기술하였다. 즉, 수중의 대형 어망을 예망함으로써 트롤선은 운동성에 제한을 받고, 침로 변경, 선속의 변화 및 파랑의 영향 등으로 트롤 어구의 형상과 거동 또한 달라지게 된다. 따라서 해양환경 (파랑 및 조류)에 의하여 영향을 받으면서 트롤선이 조업을 수행할 때 트롤선과 어구는 독립적 시스템이 아니라 서로 영향을 주고받는 연계된 시스템 (Coupled system)으로 모델링하였다 (Fig. 2.7).

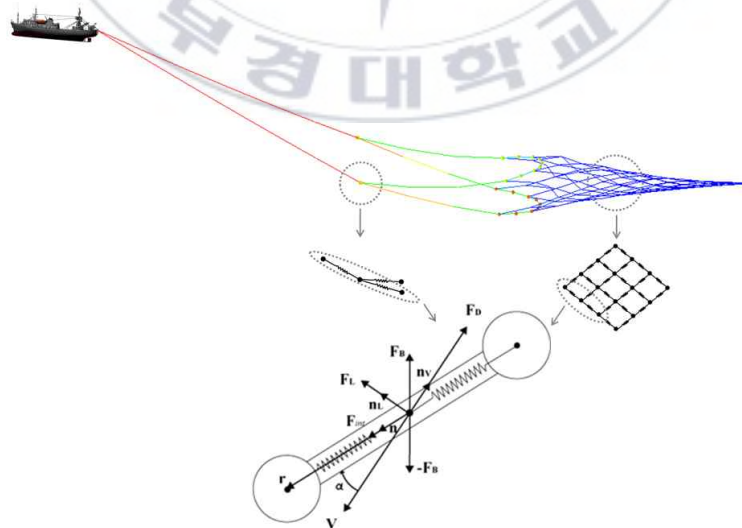


Fig. 2.7. Modeling of the coupling system between trawler and trawl gear.

트롤선 및 트롤 어구의 각 질점의 운동 방정식의 기본형은 뉴턴의 제2법칙으로부터 식 2.6과 같이 나타낼 수 있다.

$$(m + \Delta m)\ddot{\mathbf{q}} = \mathbf{f}_{\text{int}} + \mathbf{f}_{\text{ext}} \quad (2.6)$$

여기서, m 은 질점의 질량, Δm 은 부가질량, $\ddot{\mathbf{q}}$ 는 질점의 가속도, $\mathbf{f}_{\text{int}}$ 는 질점간에 작용하는 내력, $\mathbf{f}_{\text{ext}}$ 는 질점에 작용하는 외력이다.

부가질량은 식 2.7과 같이 나타낼 수 있다.

$$\Delta m = \rho_{\text{sw}} V_N K_m \quad (2.7)$$

여기서, ρ_{sw} 는 해수의 밀도, V_N 은 질점의 부피, K_m 은 부가질량 계수이며, 부가질량 계수는 식 2.8과 같이 나타낼 수 있다.

$$K_m = 1 + \sin \alpha \quad (2.8)$$

여기서, α 는 영각이다.

내력은 각 질점 사이에 작용하는 힘을 지칭하는 것으로, 근사된 질점간에 작용하는 힘으로 각 질점에 작용하는 내력은 식 2.9와 같이 나타낼 수 있다.

$$\mathbf{f}_{\text{int}} = -\sum_{i=1}^n k_i \mathbf{n}_i (|\mathbf{r}_i| - l_i^0) \quad (2.9)$$

여기서, k_i 는 스프링의 용수철 상수이며, $\mathbf{n}_i$ 는 스프링의 단위벡터이고, l_i^0 는 스프링의 초기 길이, $|\mathbf{r}_i|$ 는 스프링의 위치벡터 크기를 나타내며, 단위벡터 $\mathbf{n}_i$ 는 위치벡터 $\mathbf{r}_i$ 을 위치벡터의 크기 $|\mathbf{r}_i|$ 로 나누어 구할 수 있다.

스프링에 대한 용수철 상수 k_i 는 식 2.10과 같이 표현할 수 있다.

$$k_i = \frac{EA}{l_i^0} \quad (2.10)$$

여기서, E 는 재료의 유효 영율, A 는 재료의 유효단면적이며, k_i 는 어구와 끌줄에서 인장 방향으로만 작용한다.

외력은 외부로부터 각 질점에 작용되는 힘을 지칭하는 것으로, 어선 및 어구에 작용하는 부력, 침강력, 항력 및 양력이다. 외력은 이러한 힘들의 합이며 식 2.11과 같이 나타낼 수 있다.

$$\mathbf{f}_{\text{ext}} = \mathbf{F}_D + \mathbf{F}_L + \mathbf{F}_B \quad (2.11)$$

끌줄 및 어구의 질점에 영향을 주는 항력 및 양력은 식 2.12, 2.13과 같이 나타낼 수 있다.

$$\mathbf{F}_D = -\frac{1}{2} C_D \rho_{sw} A_p U^2 \mathbf{n}_v \quad (2.12)$$

$$\mathbf{F}_L = \frac{1}{2} C_L \rho_{sw} A_p U^2 \mathbf{n}_L \quad (2.13)$$

여기서, C_D 는 항력계수, C_L 은 양력 계수, ρ_{sw} 는 해수의 밀도 ($kgw.s^2/m^4$), A_p 는 구조물의 투영 면적 (m^2), U 는 합속도 벡터 $\mathbf{U}$ 의 크기이며, U 의 크기는 조류의 속도벡터에서 질점의 속도 벡터를 빼서 구할 수 있다. 벡터 $\mathbf{n}_v$ 는 항력을 위한 단위벡터로 합속도벡터와 반대방향으로 작용하며, $\mathbf{n}_L$ 은 양력의 방향이다. 각 요소들의 양력 방향은 벡터의 외적 $\mathbf{U} \times (\mathbf{U} \times \mathbf{r})$ 으로부터 구할 수 있으며, 단위벡터 $\mathbf{n}_L$ 은 식 2.14와 같이 나타낼 수 있다.

$$\mathbf{n}_L = \frac{\mathbf{U} \times (\mathbf{U} \times \mathbf{r})}{|\mathbf{U} \times (\mathbf{U} \times \mathbf{r})|} \quad (2.14)$$

속도벡터 $\mathbf{U}$ 와 위치벡터 $\mathbf{r}$ 사이의 각 α 는 항력계수 결정에 필요하며, 식 2.15와 같이 나타낼 수 있다.

$$\alpha = \cos^{-1} \left[\frac{\mathbf{U} \cdot \mathbf{r}}{|\mathbf{U}| |\mathbf{r}|} \right] \quad (2.15)$$

트롤선과 어구의 부력과 침강력인 $\mathbf{F}_B$ 는 식 2.16과 같이 나타낼 수 있다.

$$\mathbf{F}_B = (\rho_i - \rho_{sw}) V_n \mathbf{g} \quad (2.16)$$

여기서, ρ_i 는 재료의 밀도, ρ_{sw} 는 해수의 밀도, V_n 은 재료의 부피, $\mathbf{g}$ 는 중력가속도이다.

트롤선, 어구 및 연계 시스템의 운동 방정식은 식 2.3에 내력과 외력을

대입하여 식 2.17과 같이 시간 t 에 대한 2계 비선형 상미분 방정식의 형태로 표현된다.

$$m\ddot{\mathbf{q}}(t) + c\dot{\mathbf{q}}(t)^2 + k\mathbf{q}(t) = \mathbf{F}(t) \quad (2.17)$$

여기서, $\mathbf{q}(t)$ 는 시간의 변화에 따른 질점의 위치, $\dot{\mathbf{q}}(t)$ 는 속도, $\ddot{\mathbf{q}}(t)$ 는 가속도를 나타내며, m 은 질점의 질량, c 는 감쇠계수 (저항계수), k 는 스프링의 탄성계수, $\mathbf{F}(t)$ 는 항력을 제외한 외력이다.

트롤 시뮬레이터의 수치 계산은 시간 t 에 대한 2계 비선형 상미분 방정식이 각 질점마다 계산되고, 하나의 계산 대상에 대해 수치 계산을 실시해야 할 질점수는 수백개에 이른다. 트롤선과 어구에 대한 수백개의 질점 이외에도 소나, 어군 탐지기, 어군 행동에 대한 충돌 검사를 실시함에 있어서도 수천개의 방정식의 계산이 필요로 하게 된다. 이러한 대형 시스템을 계산할 때에는 어떠한 적분법을 사용하더라도 모든 미분 방정식과 충돌 방정식을 매 시간 스텝마다 계산해야 하므로 막대한 시간이 소요된다.

본 논문에서는 2계 비선형 상미분 방정식과 충돌 방정식을 효율적으로 계산하기 위하여 불릿 엔진 (Bullet Engine, ver. bullet-2.83)을 적용하여 충돌 감지, 강체 및 유연체의 물리 시뮬레이션을 구현하였다 (Coumans, 2009). 불릿 엔진을 적용함에 따라 충돌 검사를 진행해야하는 자료와 역학적 운동 모델 자료들이 서로 유기적으로 연결되어 계산이 진행되어 진다 (Fig. 2.8).

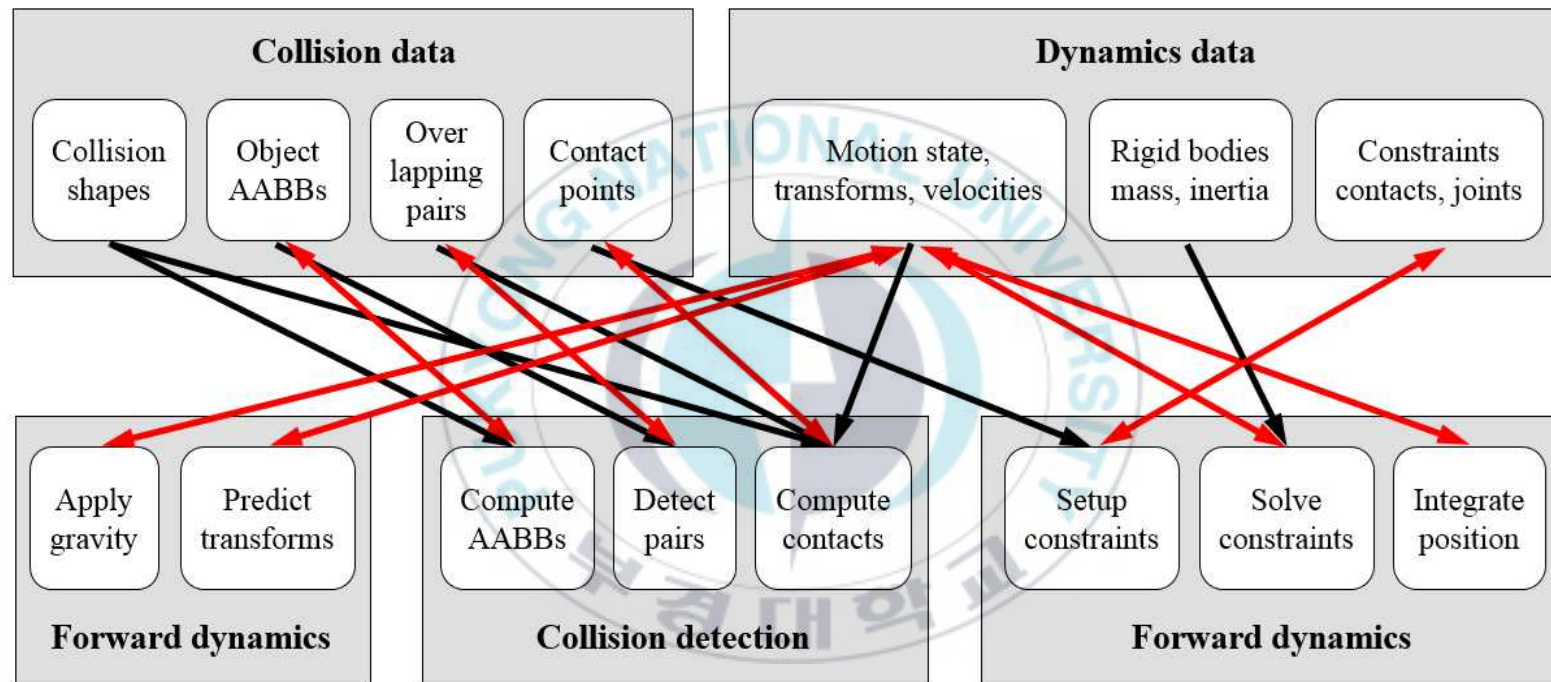


Fig. 2.8. Internal structure of the bullet engine.

3. 결과

3.1. 트롤 시스템 모델링 결과

3.1.1. 트롤선 모델링 결과

트롤 시뮬레이터에 적용할 트롤선을 모델링하기 위하여 Table 2.1에 나타난 가야호의 제원 분석을 통해 Fig. 2.9에 나타난 것과 같이 트롤선의 선수를 고정점 $P_0(x_0, y_0)$ 으로 정하였다. 트롤선의 수많은 지점들을 가둘 수 있는 외곽 지점을 파악하여 선수의 고정점 $P_0(x_0, y_0)$ 에서부터 외곽 지점의 위치를 시계 방향으로 이어주는 형식으로 모델링을 실시하여 하나의 강체 질점으로 구현하였다. 그라함 스캔 알고리즘을 통해 하나의 강체 질점으로 구현된 트롤선은 3D 전문 프로그램 (3ds Max, Autodesk, USA)을 사용하여 트롤 시뮬레이터에서 실제 트롤선과 동일하게 나타나도록 그래픽을 구현하였다 (Fig. 2.10).

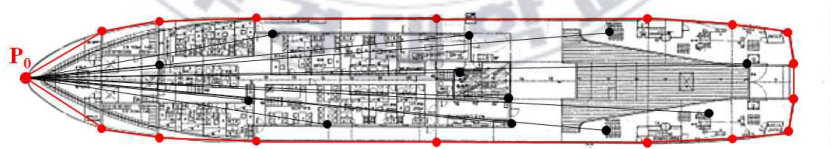


Fig. 2.9. Trawler modeled using the Graham scan algorithm.



Fig. 2.10. Trawler simulated in the trawl simulator.

3.1.2. 트롤 어구 모델링 결과

Fig. 2.2(a)에 나타난 중층 트롤 어구는 4매식 중층 트롤 어구로 어구 전체의 길이는 약 237 m, 뜰줄의 길이는 76.4 m, 발줄의 길이는 76.4 m, 전개판의 면적은 9.16 m^2 , 전개판의 수중 무게는 2,654 kgf이다. Fig. 2.2(b)에 나타난 저층 트롤 어구는 어구 전체의 길이가 약 39 m, 뜰줄의 길이는 34.2 m, 발줄의 길이는 26.6 m, 전개판의 면적은 1.5 m^2 , 전개판의 수중 무게는 239 kgf이다. 이러한 설계 정보를 반영하여 어구 설계프로그램을 사용하여 트롤 어구를 설계하였다 (Fig. 2.11). 설계된 트롤 어구는 시뮬레이터의 계산 속도의 향상을 위해 질점 근사 방법을 사용하여 중층 트롤의 경우 질점수를 136개, 저층 트롤의 경우 질점수를 178개로 최소화하였다.

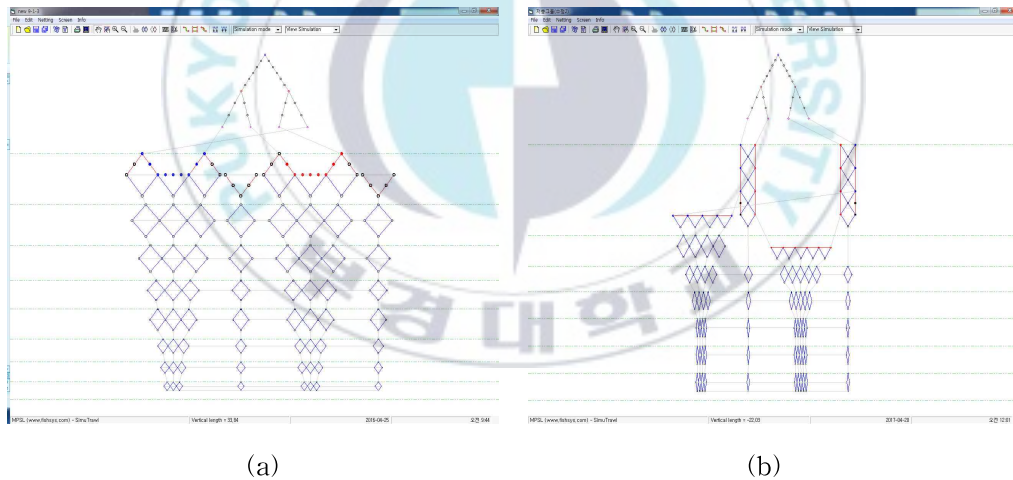


Fig. 2.11. The designed trawl net; (a) Mid-water trawl net and (b) Bottom trawl net.

3.1.3. 어로 윈치 모델링 결과

트롤 어구의 수심을 제어하기 위하여 끌줄의 길이 조절은 현재의 끌줄의 길이 정보를 파악하여 끌줄 길이 및 어로 윈치의 동작 속력을 입력할 수 있도록 구현하였고, 투망 (S 버튼), 양망 (H 버튼) 버튼을 통해 투망 및 양망이 실시 되도록 하였다 (Fig. 2.12). Fig. 2.13에는 끌줄 길이 조절에 따른 전개판의 수심의 변화를 나타내었다.

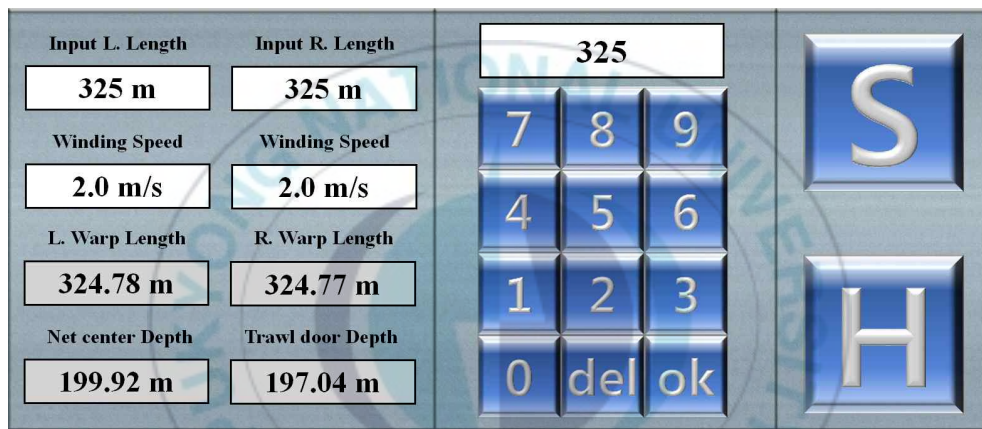


Fig. 2.12. Fishing winch system and controller simulated in the trawl simulator.

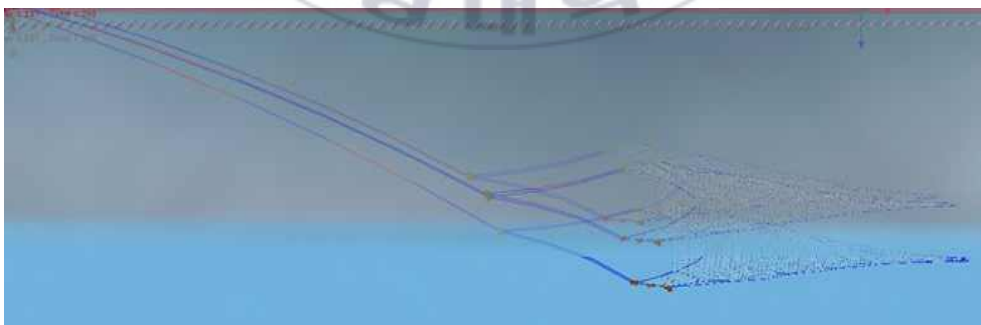


Fig. 2.13. Trawl gear deformation and depth changes according to warp length adjustments.

3.1.4. 어군 탐지 모델링 결과

Fig. 2.14에는 트롤 시뮬레이터에 구현한 소나와 어군 탐지기를 나타내었다. 소나는 500~3,500 m, 어군 탐지기는 수심 0~2,000 m 범위에서 탐지가 가능하도록 하였고, 트롤선의 이동 방향에 따른 어군의 이동 방향을 소나 화면의 우측 상단에 나타내었다.

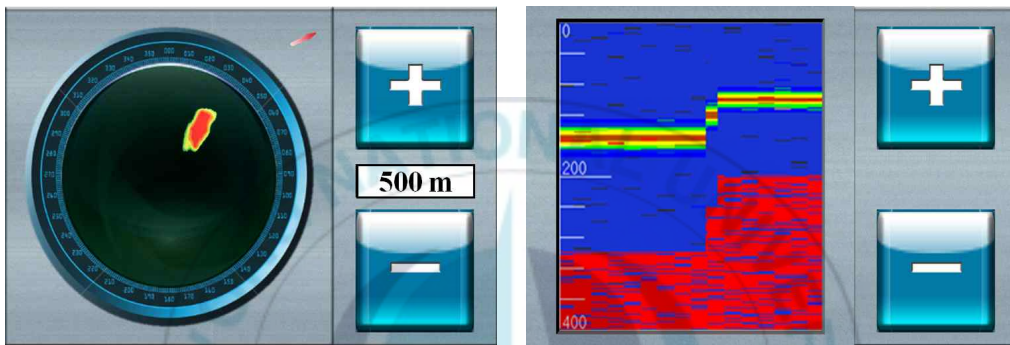


Fig. 2.14. Sonar screen (left) and fish finder (right) simulated in the trawl simulator.

3.1.5. 어선 속력 및 방향 제어 모델링 결과

Fig. 2.15에는 질량이 2,000 ton이고, 길이가 80 m인 트롤선의 추진력과 속도의 관계를 나타내었고, Fig. 2.16에는 트롤선의 회전 토크와 회전 속도의 관계를 나타내었다.

Fig. 2.17에는 트롤 시뮬레이터에 구현한 조타 및 속력 제어기를 나타내었다. 트롤선의 타각은 좌, 우현 35°범위에서 제어가 가능하며, 트롤선의 속력은 목표 속력 조절을 통해 제어할 수 있다.

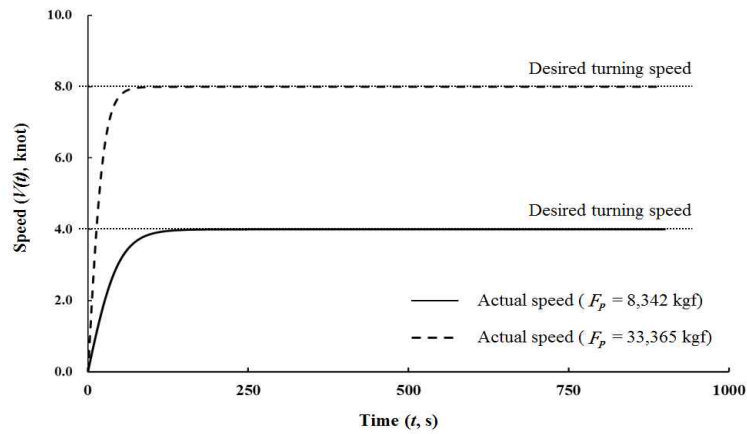


Fig. 2.15. Relationship between the trawler's propulsion and speed.

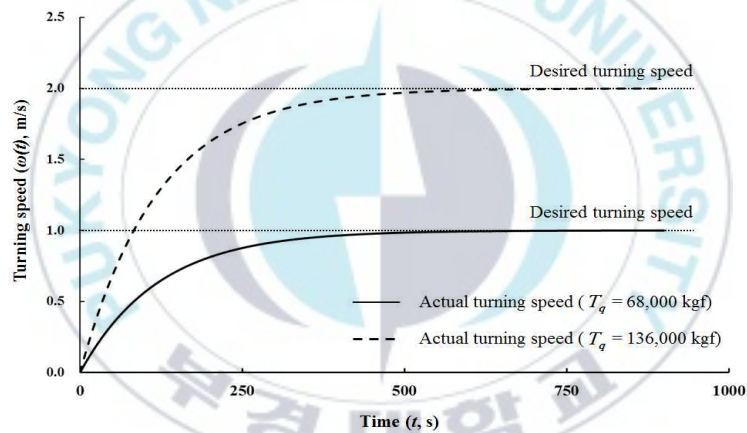


Fig. 2.16. Relationship between the trawler's torque and turning speed.

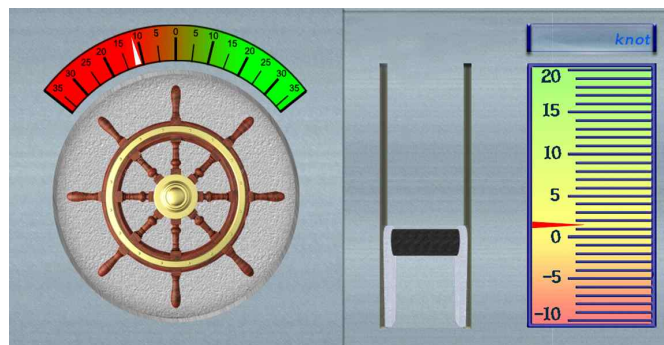


Fig. 2.17. Steering and speed controller simulated in the trawl simulator.

3.2. 어군 행동 모델링 결과

3.2.1. 일반적인 어군 행동 모델링 결과

임의의 좌표에 형성된 어군은 Fig. 2.18과 같이 조타 행동 규칙을 통해 분리, 정렬, 응집하는 형태를 나타낸다. 에이전트들은 주변은 다른 에이전트들과 적당한 거리를 유지하도록 하여 분리 규칙을 나타내고, 정렬 규칙에 의해 에이전트들이 모인 어군이 마치 하나의 에이전트처럼 동일한 방향과 속도를 유지하며 움직이게 되며, 응집 규칙에 의해 에이전트들을 하나의 무리로써 모이게 하였다. 따라서 어군을 형성하는 어류들은 같은 수영 방향과 속력, 일정한 거리를 유지하며 집단행동 규칙을 가지고 있고, 어군을 형성하는 어류들은 주변의 어류들의 평균 위치와 이동 방향, 이동 속도를 조정하여 하나의 어군으로 보이게 되었다.

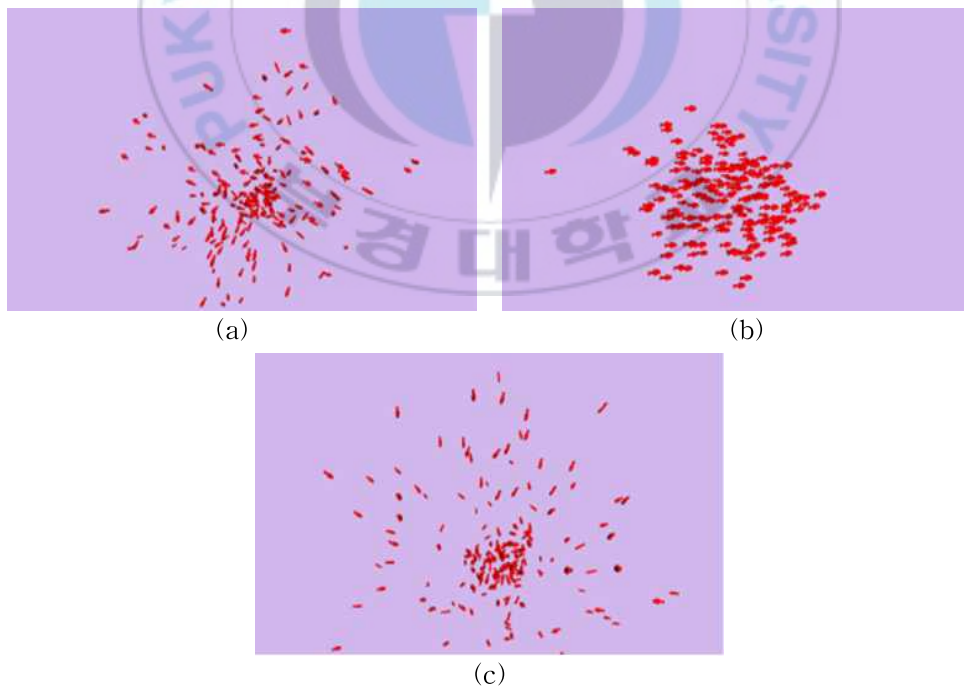


Fig. 2.18. Fish school behavior simulated in the trawl simulator;
(a) Separation, (b) Alignment, and (c) Cohesion.

3.2.2. 장애물에 대한 어군 행동 모델링 결과

조타 행동 규칙을 통해 행동하는 어군은 해저 바닥, 끌줄, 전개판, 뜬, 침자, 어구 등 장애물에 대해 회피하게 된다. 어군은 1차 충돌 검사를 통해 해저 바닥, 끌줄, 전개판을 마주쳤을 때 회피 여부를 판단한다. 해저 바닥에 충돌한 어류는 해저 바닥 반대 방향으로 이동 방향을 바꾸며, 끌줄과 전개판 주위를 유영하는 어류는 어구 요소와 상대적인 위치에 따라 어구의 안쪽이나 바깥쪽으로 구집된다. 2차 충돌 검사에서는 망지, 뜬, 침자를 충돌체로 인식하게 하여 회피 반응 행동을 하며, 뜬과 침자에 충돌한 어류는 반사 벡터에 의해 이동 방향이 결정되며, 이 방향이 3차원 공간에서 어구의 안쪽으로 향할 경우는 트롤 어구의 진행 방향과 동일하게 유영하다 일정한 시간이 지난 후 끝자루 그물까지 유도되어 어획이 이루어지게 된다.

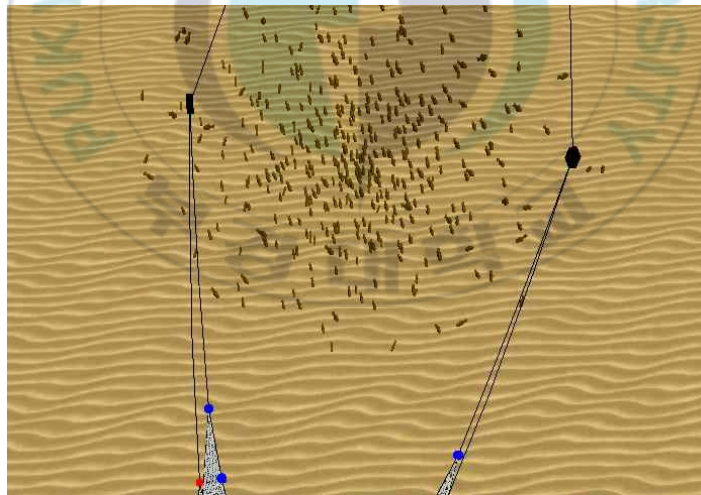


Fig. 2.19. Example of an avoidance behavior of fish school.

3.3. 해저 바닥 및 장애물 모델링 결과

3.3.1. 해저 바닥 및 장애물 모델링 결과

트롤 시뮬레이터에 구현한 해저 바닥은 $0\sim 45^\circ$ 의 범위에서 경사를 조절할 수 있고, 해저 바닥 곳곳에 배치된 바위는 임의의 좌표에 배치 되도록 하였다.

3.3.2. 해저 바닥 및 장애물과 어구의 충돌 문제 모델링 결과

저층 트롤 조업에서 전개판과 발줄, 침자, 어구가 해저 바닥과 접촉한 상태로 예망이 이루어지며, Fig. 2.20과 같이 모래나 펄이 흩날리는 현상이 나타나도록 구현하였다. 또한 해저 경사, 장애물 등에 의해 약간의 진동 현상이 발생하도록 구현하였다.

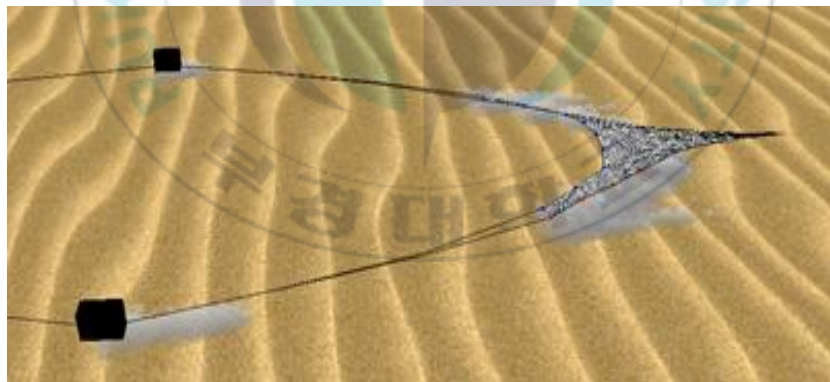


Fig. 2.20. Sand or pearl scattering owing to collision between sea floor and trawl door when trawling.

3.4. 트롤 시뮬레이터 구현 결과

앞에서 각각 모델링된 트롤선, 트롤 어구, 소나, 어군 탐지기, 어로 원치, 조타 및 속력 제어기를 통합하여 트롤 시뮬레이터로 구현하였고, 어획이 이루어지는 시점부터 어획량과 어획률 등의 정보가 나타나도록 하였다 (Fig 2.21).

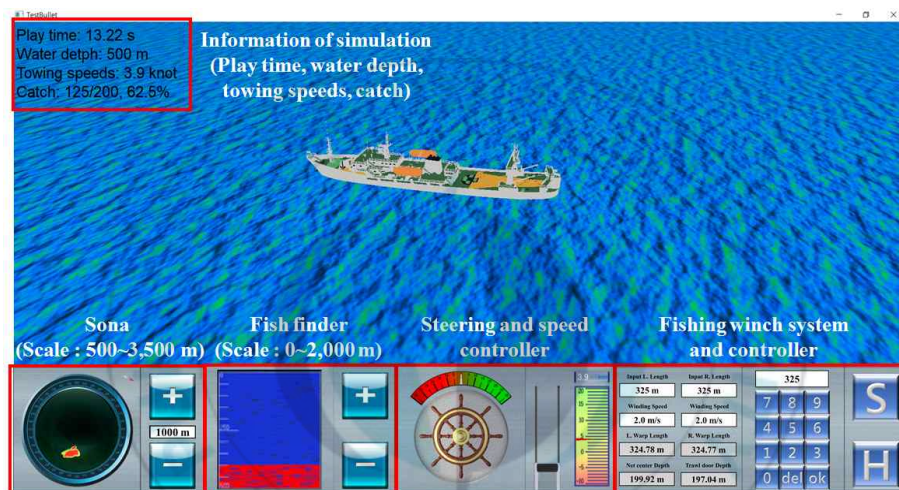


Fig. 2.21. Screen of the trawl simulator.

4. 고찰

트롤 어업은 끌어구를 사용하는 어업 중 하나로 트롤 어구를 목표 수심에서 안정되게 예망 할 수 있어야 한다. 본 논문을 통해 개발된 트롤 시뮬레이터는 트롤선의 속력, 방향 제어와 끌줄의 길이 제어를 실시하여 트롤 어구를 목표 수심에서 안정되게 예망할 수 있는 조업 기술을 훈련해 볼 수 있다.

개발된 트롤 시뮬레이터에서 트롤선과 트롤 어구의 모델링을 통해 실제 트롤선, 트롤 어구를 실제와 동일하게 구현하였다. 기존의 시뮬레이션 기술은 선박의 거동, 혹은 어구의 거동 등 대한 개별 시스템에 대한 해석 기술이었으나, 본 논문에서는 질량-스프링 모델을 통해 유연체인 트롤 어구와 강체인 트롤선을 연결된 하나의 시스템으로 기술함으로써 트롤선과 어구를 독립적 시스템이 아니라 서로 영향을 주고받는 연계된 시스템으로 모델링하였다. 따라서 트롤선과 어구의 상호작용에 의한 동적 거동을 시간 영역에서 해석 할 수 있는 해석 기술을 확보할 수 있게 되었다. 끌줄의 길이를 제어하는 어로 윈치 모델링을 통해 끌줄의 목표 길이와 어로 윈치의 동작 속력을 입력할 수 있고, 이를 통해 트롤 어구의 수심을 제어할 수 있게 하였다. 어군을 탐지 할 수 있는 어군 탐지 모델링을 통해 소나와 어군 탐지기를 구현하였고, 충돌 검사를 통해 어군의 위치와 수심을 파악할 수 있게 하였다. 어선의 속력 및 방향 제어 모델링을 통해 트롤선의 추진력과 속력, 회전 토크와 회전 속력의 관계를 나타내었으며, 이를 통해 트롤선의 속력과 회전을 제어할 수 있게 하였다.

어군 행동 모델링을 통해서 어군의 분리, 정렬, 응집의 행동을 구현하여 실제 어군의 움직임과 유사하게 하나의 무리로서 움직이고, 장애물을 피하며, 다른 물고기들과 보조를 맞춰서 유동적으로 이동하는 임기응변적인 행

동을 할 수 있도록 하였다. 또한 모델링된 어군은 장애물과 부딪히지 않도록 회피할 수 있도록 반사 벡터를 적용하여 최종적으로 어획 여부가 결정 되도록 하였다. 본 논문에서는 고등어, 전갱이, 명태, 대구 등 트롤 어업의 대상 어군의 행동을 유사한 형태로 군집 생활을 한다고 보고 모델링을 실시하였지만 실제로는 각각의 어종에 따라 분리, 정렬, 응집의 정도와 장애물을 회피하는 능력은 다르게 나타나도록 하였다. 따라서 추후 각각의 어종들의 분리, 정렬, 응집, 회피 행동을 분석하여 어군 행동 모델링에 적용한다면 실제의 어군과 더욱더 유사하게 행동하는 어군 행동을 구현할 수 있을 것으로 기대된다.

해저 바닥 및 장애물 모델링을 통해서 모래나 펄로 이루어진 해저 바닥과 바위와 같은 장애물이 배치되도록 구현하였다. 해저 바닥은 경사를 조절할 수 있고, 바위와 같은 장애물은 임의의 좌표에 배치된다. 본 논문을 통해 모델링된 해저 바닥과 장애물은 단순하게 표현되어 실제의 해저 바닥과 차이가 있다. 따라서 실제 해저 바닥을 조사하여 모델링한 결과를 적용한다면, 트롤 시뮬레이터의 현실감을 높여 줄 수 있을 것으로 기대된다.

그리고 추후 연구에서는 앞서 모델링한 트롤 시스템, 어군 행동, 해저 바닥 이외에도 실제 트롤 조업에 많은 영향을 주는 조류와 파랑 등의 해양 환경 요소들의 모델링이 정확하게 이루어지고 적용하여 더욱더 현실성 있는 트롤 시뮬레이터가 될 수 있도록 해야 할 것이다.

본 논문을 통해 개발된 트롤 시뮬레이터는 소프트웨어를 기반으로 하여 개인용 데스크톱 컴퓨터나 노트북에서도 원활히 작동이 가능하며 키보드 방향키와 마우스만으로도 조절이 가능하기 때문에 사용이 용이하고 간편하다. 기존에 개발된 어로 시뮬레이터와는 달리 대형의 하드웨어와 많은 수의 컴퓨터도 필요로 하지 않기 때문에 공간적인 제약을 가지지도 않는다는 장점도 가지고 있다. 또한 어군 탐색부터 어획까지의 전 과정을 교육·훈련

할 수 있기 때문에 수산관련 교육 기관, 최근 신조되고 있는 대학의 실습
선, 수산 회사에서 트롤 조업에 대한 교육·훈련을 실시하는데 큰 도움이
될 수 있을 것으로 판단된다.



Ⅲ. 퍼지 제어 규칙을 적용한 트롤 시스템 제어

1. 서론

트롤 조업 시스템은 트롤선과 트롤 어구가 끌줄로 연결되고, 트롤선의 예상력에 의해 어구가 예상된다. 트롤 조업에서 트롤 어구의 수심 제어는 어획의 성공 여부를 결정짓는 가장 중요한 요소이다. 목표로 하는 어군의 위치와 수심을 정확히 파악하고 트롤선의 속력과 방향을 제어하고 목표로 하는 어군의 수심에 정확히 어구를 투망 할 수 있어야 한다. 실제 트롤 조업에 있어서 이러한 제어 과정은 선장, 어로장, 항해사의 경험과 숙련도에 따라 차이가 있으며, 어획 성공률 또한 좌우된다. 하지만 선원들의 고령화, 인건비 상승, 젊은 선원들의 부재 등으로 인해 간부 선원의 구인난이 심각하며, 현재 업계에서는 외국인 간부 선원 도입을 고려하고 있는 실정이므로 간부 선원들에 의해 이루어지는 어군 탐색, 어구 제어 과정의 자동화에 대한 요구가 계속해서 제기되고 있다.

트롤 조업 시스템을 자동화시키기 위해서는 트롤선의 방향 제어와 함께 트롤 어구의 수심 제어가 동시에 제어될 수 있는 3차원 제어 방법이 필요하다. 그동안 트롤 시스템을 자동화시키기 위한 제어 방법에 관한 많은 연구가 진행되어 왔다. 트롤 시스템을 간략하게 모델링하여 어구의 수심 제어에 퍼지 알고리즘을 이용한 연구 (Lee, 1994), 중층 트롤 시스템의 제어 입력으로서 끌줄의 길이와 예상 속도를 변화시킬 때 어구의 동적인 운동 특성을 계측하여 분석한 연구 (Lee et al., 1998), 퍼지 제어 규칙을 적용하여 중층 트롤 어구의 수심을 제어한 연구 (Lee, 1995; Lee and Cha, 2000; Lee

et al., 2000; Lee et al., 2001) 등 국내 연구진에 의한 연구가 활발히 진행되어 왔다. 또한 끝줄 길이와 예망 속도 변화를 통해 중층 트롤 어구의 중심 제어를 시뮬레이션으로 분석한 연구 (Hu et al., 2001), 트롤 시스템의 수평 제어를 모델링하고 제어 규칙을 개발한 연구 (Johansen et al., 2001), 중층 트롤 시스템의 3차원 궤적을 추적하기 위한 역추적법 제어기에 관한 연구 (Zhao et al., 2016) 등 국외 연구진에 의해서도 연구가 활발히 진행되어 오고 있다.

복잡하고 비선형적인 트롤 시스템을 완벽하게 제어하기에는 어려움이 있으나, 본 논문에서는 트롤 시스템을 제어하기 위해서 퍼지 제어 규칙을 설계하였다. 퍼지 제어 규칙은 다양한 제어 규칙 중의 하나로 퍼지 제어 시스템의 모델링을 인간이 사용하는 언어의 형식으로 특성화하였기에 매우 실용적이다 (Precup and Hellendoorn, 2011).

트롤 시스템 제어는 실제 제어기를 제작하여 트롤선에 설치하여 실험을 진행하거나 모형 제어기를 제작하여 수조 실험을 진행하거나 하나, 제어 시스템 개발 과정의 시행착오, 실험을 위해 발생하는 많은 경비, 실험시 발생할 수 있는 위험성 등을 최소화하기 위하여, 본 논문 2장에서 개발된 트롤 시뮬레이터에 퍼지 제어 규칙을 적용시켜 트롤선의 방향과 트롤 어구의 중심 제어가 자동으로 이루어 질 수 있도록 하였다. 또한 트롤 어구 중심이 어군을 정확히 예망할 수 있는지 판단하여 설계한 퍼지 제어 규칙의 정확성을 분석하였고, 실제 트롤 시스템에 적용 가능성을 검토하였다.

2. 재료 및 방법

2.1. 트롤선의 방향 제어

트롤 조업에서는 소나와 어군 탐지기를 통해 파악한 어군의 위치를 트롤 어구가 얼마나 정확하게 예망할 수 있는지에 따라 어획 성공률이 달라진다. 본 장에서는 퍼지 제어 규칙을 적용한 트롤선이 어군이 위치한 지점에 정확하게 도착할 수 있는지를 분석하였다.

트롤선의 방향 제어를 위해 트롤선과 어군의 운동을 FPS (First Person Shooter) 게임에 사용하는 오른손 좌표계 (Right handed coordinate system)를 사용하여 모델링하였다. 이 좌표계를 통해 트롤선은 $S_0(0, 0, 0)$ 위치에서 운동을 시작하게 되며, 어군은 임의의 지점에 위치하도록 모델링하였다. 또한 3차원으로 구현되는 어군은 이동 방향에서 가장 앞쪽에 위치한 어군 (F_S)과 가장 뒤쪽에 위치한 어군 (F_F)을 파악하여 F_S 와 F_F 를 연결하는 선을 목표물로 설정하였다 (Fig. 3.1). 어군의 크기는 어종, 서식 수심, 해양 환경에 따라 다르게 형성되나, 본 논문에서는 F_S 와 F_F 의 거리를 100 m로 고정하였다. 또한 좌표계를 통해 모델링 된 어군 목표점인 F_S 와 F_F 는 수직 방향의 위치를 수면으로 이동시켰다 ($F_S \rightarrow F'_S$, $F_F \rightarrow F'_F$). 따라서 트롤선이 F'_S 와 F'_F 를 연결하는 선을 정확히 지나칠 수 있는 방향 제어 규칙을 퍼지 알고리즘을 사용하여 설계하였다.



Fig. 3.1. 3D coordinate system for simulation of the trawler direction control.

설계된 퍼지 제어기는 현재 트롤선의 좌표와 목표물의 좌표와의 방향 오차 $e(r)$ 와 오차 변화량 $de(r)$ 을 통해 제어 입력이 계산된다.

$$e(r) = y(r) - ref(r) \quad (3.1)$$

$$de(r) = e(r) - e(r-1) \quad (3.2)$$

$$u(r) = u(r-1) + du(r) \quad (3.3)$$

여기서, $y(r)$ 는 현재 트롤선의 좌표이며, $ref(r)$ 는 r 번째 샘플링 시간에 있어서 설정되는 목표물의 좌표, $du(r)$ 는 제어 입력의 증감분으로 트롤선의 타각의 변화량을 나타낸다. 이러한 과정은 적분형 구조의 퍼지 집합으로 표현되며, 제어 입력은 매 시간 샘플링 시간에 의해 결정된다 (Lee et al., 2001).

소나를 통해 어군이 위치하는 지점을 파악하고, 어군으로 표현되는 목표물의 좌표와 현재 트롤선의 좌표가 퍼지 제어기에 입력되면, 입력된 값들의 퍼지 집합에 대해 소속도 함수를 결정하게 된다. 트롤선의 방향 제어를 위한 소속도 함수를 PB (Positive Big), PS (Positive Small), ZO (Zero), NS (Negative Small), NB (Negative Big)와 같이 5등급의 언어 변수로 나누어 구성하였다. 현재 트롤선의 좌표와 목표물의 좌표와의 방향 오차 ($e(r)$), 오차 변화량 ($de(r)$), 제어 입력의 증감분 ($du(r)$)은 Fig. 3.2와 같이 삼각형의 연속형 함수를 사용하여 소속도 함수를 나타낼 수 있다.

제어 입력 값인 $u(r)$ 은 트롤선의 타각으로 매 시간 샘플링을 통해 결정된다. 이는 실제 트롤 조업에서 선장이나 항해사가 목표로 하는 어군을 어획하기 위해 타각을 조절하는 경험적인 지식에 의해 추론해 볼 수 있다. 예를 들어, “목표물의 위치가 트롤선의 위치보다 좌측으로 많이 벗어난 지점에 위치해 있고 ($e=NB$), 오차의 변화량이 없을 때 ($de=ZO$)에는 목표물의 위치로 트롤선을 이동시키기 위해 좌측으로 타를 많이 돌린다 ($du=NB$).”와 같이 언어적으로 제어하는 규칙의 집합으로 나타낼 수 있으며, 이는 아래와 같이 “If-then”의 형태로 표현 할 수 있다 (Lee et al., 2001).

“If ($e=NB$ and $de=ZO$) then ($du=NB$).”

여기서, NB, ZO는 언어 변수값이다.

트롤선의 방향 제어는 총 25가지의 제어 규칙을 만들 수 있으며, 이는 Table 3.1과 같이 퍼지 연상 기억장치 (Fuzzy Associative Memory, FAM)로 나타낼 수 있다. 현재 트롤선의 좌표와 목표물의 좌표와의 방향 오차와 오차 변화량이 주어지면, 제어 규칙을 통해 제어 입력의 증감분이 결정되어 진다.

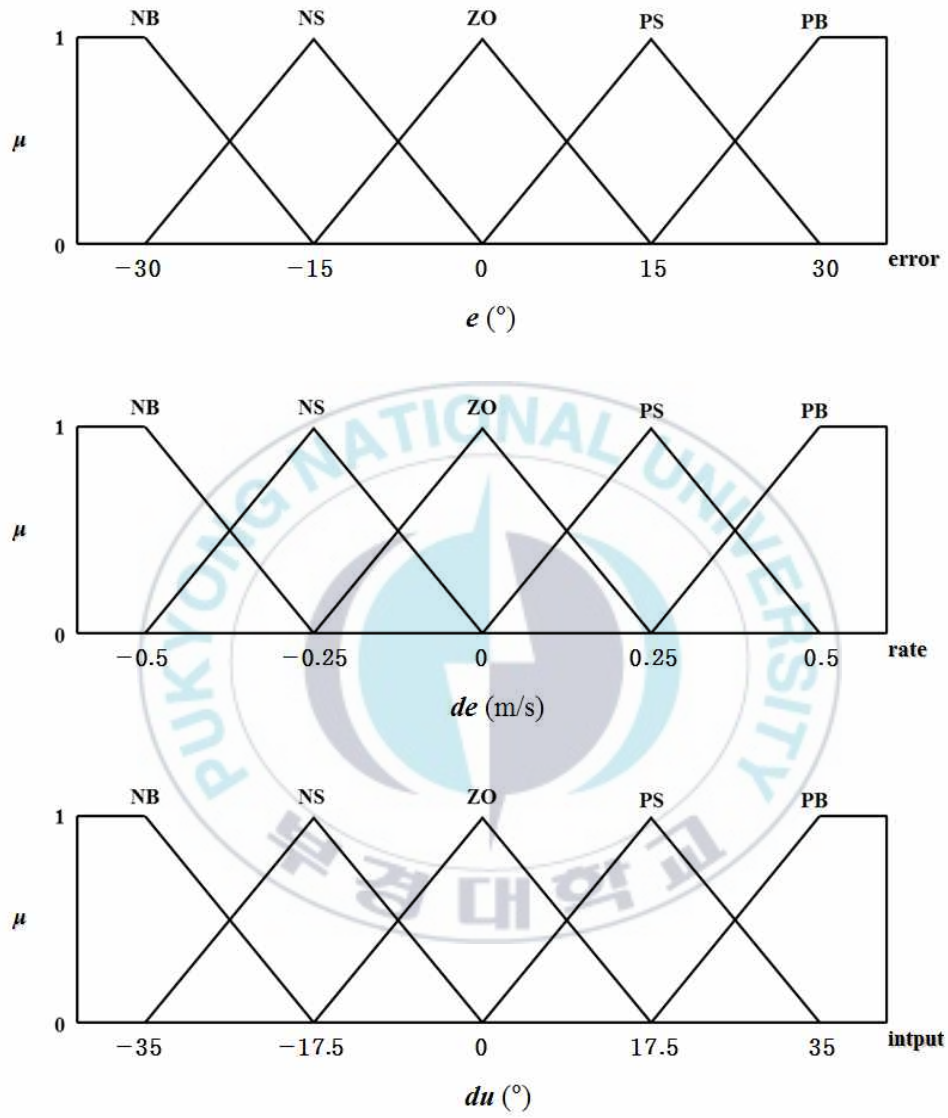


Fig. 3.2. Membership functions for the direction control of the trawler.

Table 3.1. Fuzzy associative memory for the direction control of trawler

e (error)	de (error change)				
	NB	NS	ZO	PS	PB
NB	NB	NB	NB	NS	PS
NS	NB	NB	NS	ZO	PS
ZO	NB	NS	ZO	PS	PB
PS	NS	ZO	PS	PB	PB
PB	NS	PS	PB	PB	PB

Fig. 3.3에는 트롤선의 방향 제어에 사용된 제어 시스템의 블록선도를 나타내었다.

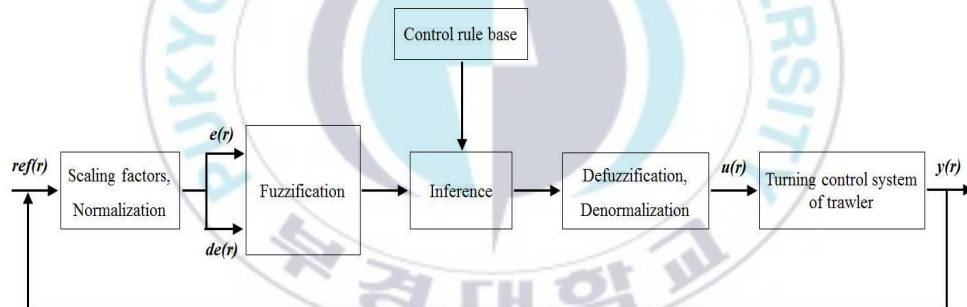


Fig. 3.3. Block diagram of a fuzzy controller for the turning control of trawler.

2.2. 트롤 어구의 수심 제어

본 장에서는 퍼지 제어 규칙을 적용한 트롤 어구가 어군이 위치한 목표 수심에 정확하게 예망할 수 있는지를 분석하였다.

트롤 어구의 수심 제어는 앞에서 트롤선의 방향 제어에서 모델링하였던 것과 동일하게 트롤선은 $S_0(0, 0, 0)$ 위치에서 운동을 시작하고, 어군은 트롤선과 x 좌표는 동일하나 z 좌표만큼 떨어진 거리에서 $-y$ 좌표 지점에 위치하도록 모델링하였다. 또한 3차원으로 구현되는 어군은 이동 방향에서 가장 앞쪽에 위치한 어군 (F_S)과 가장 뒤쪽에 위치한 어군 (F_F)을 파악하여 F_S 와 F_F 를 연결하는 선을 목표 궤적으로 설정하였다 (Fig. 3.4). 임의의 위치에 배치된 어군은 이동 방향에서 가장 앞쪽에 위치한 어군 (F_S)과 가장 뒤쪽에 위치한 어군 (F_F)을 파악하여 F_S 와 F_F 를 연결하는 선을 목표 궤적으로 설정하였고, F_S 와 F_F 의 거리를 100 m로 고정하였다.

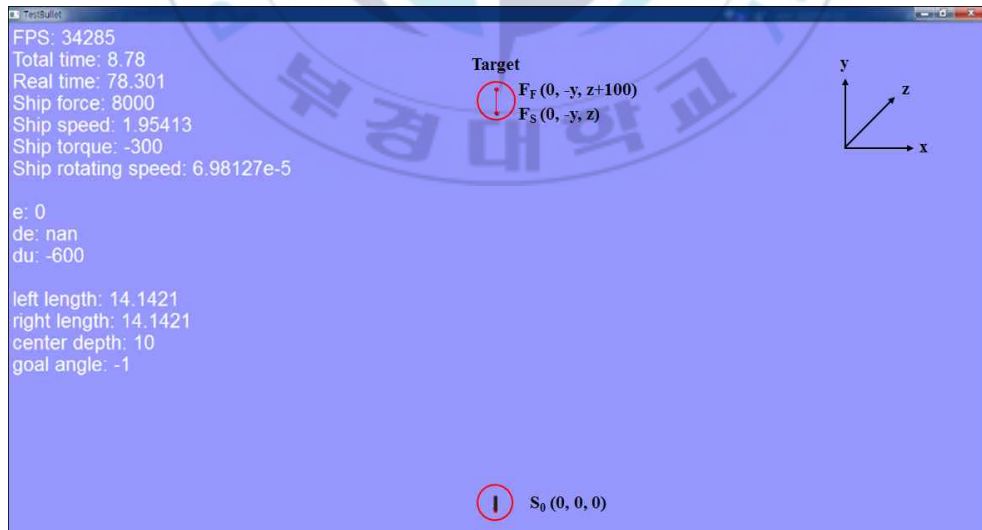


Fig. 3.4. 3D coordinate system for simulation of trawl gear depth control.

트롤 시뮬레이터에서 트롤 어구의 망구 중심 (N_0)을 모델링하기 위하여 뜬줄에 부착된 뜬과 발줄에 부착된 침자를 교차되게 연결하였고, 연결된 직선의 교점을 도출하였다 (Fig. 3.5). 이렇게 트롤 어구의 망구 중심을 모델링함으로써 트롤선이나 전개판의 진동이 발생하여 어구 형상이 변화더라도 정확한 망구 중심의 수심을 도출할 수 있다.

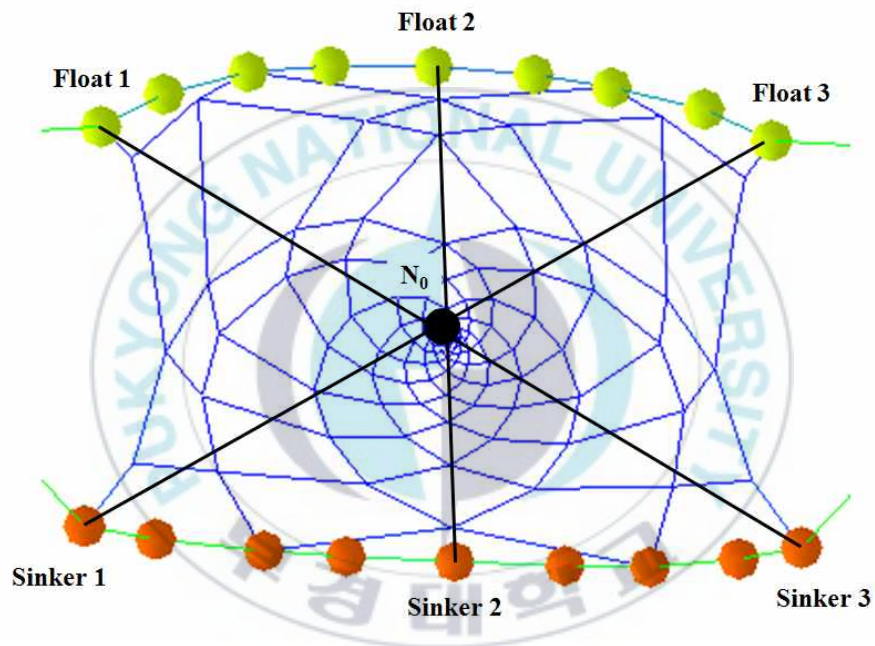


Fig. 3.5. Modeling of the central point (N_0) of the trawl gear.

트롤 어구의 수심은 끌줄의 길이와 어로 원치의 동작 속력에 의해 제어할 수 있으며, 본 논문에서는 퍼지 알고리즘을 사용하여 제어를 설계하였다.

퍼지 제어기는 어군이 위치하는 수심과 현재 트롤 어구의 망구 중심의 수심과의 오차 $e(k)$ 와 오차 변화량 $de(k)$ 을 통해 제어 입력이 계산된다.

$$e(k) = y(k) - ref(k) \quad (3.4)$$

$$de(k) = e(k) - e(k-1) \quad (3.5)$$

$$u(k) = u(k-1) + du(k) \quad (3.6)$$

여기서, $y(k)$ 는 현재 트롤 어구의 망구 중심의 수심이며, $ref(k)$ 는 k 번째 샘플링 시간에 있어서 설정되는 어군이 위치하는 수심, $du(k)$ 는 제어 입력의 증감분으로 끌줄 길이의 변화량을 나타낸다. 이러한 과정은 적분형 구조의 퍼지 집합으로 표현되며, 제어 입력은 매 시간 샘플링 시간에 의해 결정된다 (Lee et al., 2001).

소나와 어군 탐지기를 통해 어군이 위치하는 수심을 파악하고, 어군이 위치하는 수심과 현재 트롤 어구의 망구 중심의 수심이 퍼지 제어기에 입력되면, 입력된 값들의 퍼지 집합에 대해 소속도 함수를 결정하게 된다. 트롤 어구의 수심 제어를 위한 소속도 함수를 PB (Positive Big), PS (Positive Small), ZO (Zero), NS (Negative Small), NB (Negative Big)와 같이 5등급의 언어 변수로 나누어 구성하였다. 어군이 위치하는 수심과 현재 트롤 어구의 망구 중심의 수심과의 오차 ($e(k)$), 오차 변화량 ($de(k)$), 제어 입력의 증감분 ($du(k)$)은 Fig. 3.6과 같이 삼각형의 연속형 함수를 사용하여 소속도 함수를 나타낼 수 있다.

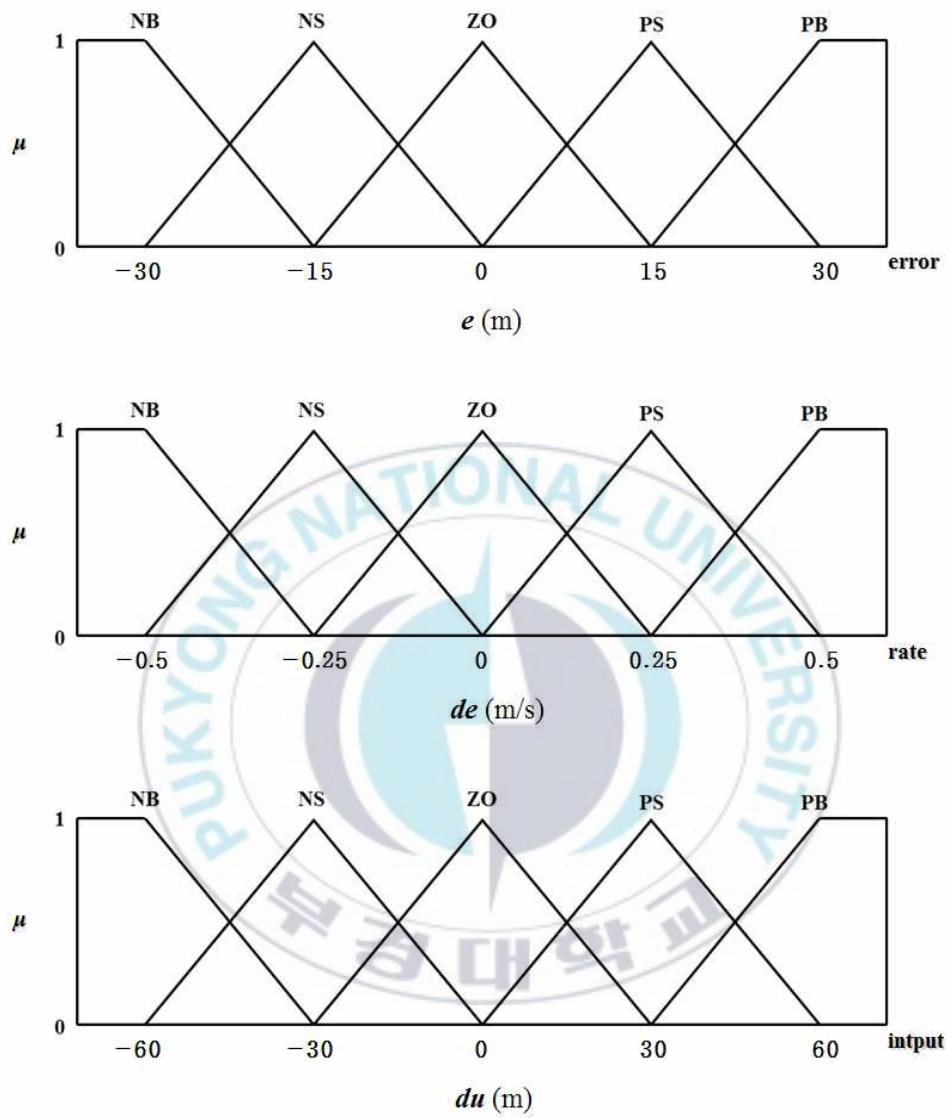


Fig. 3.6. Membership functions for the trawl gear depth control.

제어 입력 값인 $u(k)$ 는 끌줄의 길이로 매 시간 샘플링을 통해 결정된다. 이는 실제 트롤 조업에서 선장이나 항해사가 트롤 어구의 수심 조절을 위해 끌줄 길이를 조절하는 경험적인 지식에 의해 추론해 볼 수 있다. 예를 들어, “트롤 어구 중심의 위치가 어군의 위치보다 약간 깊은 수심에 위치해 있고 ($e=PS$), 오차의 변화량이 없을 때 ($de=ZO$)에는 그물을 부상시키기 위하여 끌줄을 약간 감아올린다 ($du=NS$).”와 같이 언어적으로 제어하는 규칙의 집합으로 나타낼 수 있으며, 이는 아래와 같이 “If-then”의 형태로 표현 할 수 있다 (Lee et al., 2001).

“If ($e=PS$ and $de=ZO$) then ($du=NS$).”

여기서, PS, ZO, NS는 언어 변수값이다.

트롤 어구의 수심 제어는 총 25가지의 제어 규칙을 만들 수 있으며, 이는 Table 3.2와 같이 퍼지 연상 기억장치로 나타낼 수 있다. 어군이 위치하는 수심과 현재 트롤 어구의 망구 중심의 수심과의 오차와 오차 변화량이 주어지면, 제어 규칙을 통해 제어 입력의 증감분이 결정되어 진다.

Table 3.2. Fuzzy associative memory for the depth control of trawl gear

e (error)	de (error change)				
	NB	NS	ZO	PS	PB
NB	PB	PB	PS	PS	NS
NS	PB	PB	PS	ZO	NS
ZO	PB	PS	ZO	NS	NB
PS	PS	ZO	NS	NB	NB
PB	PS	NS	NS	NB	NB

Fig. 3.7에는 트롤 어구의 수심 제어에 사용된 제어 시스템의 블록선도를 나타내었다.

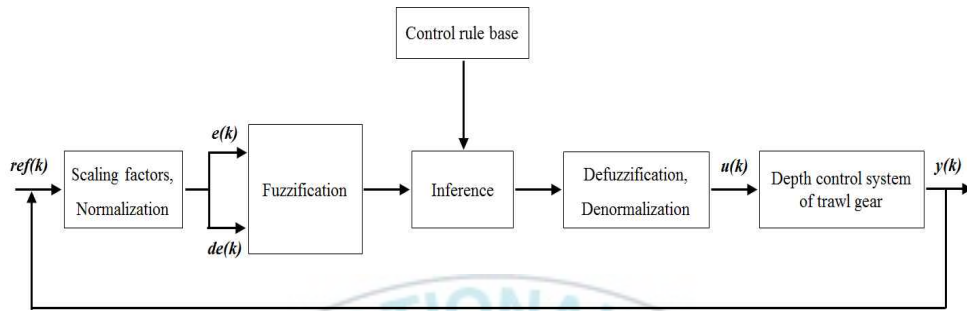


Fig. 3.7. Block diagram of a fuzzy controller for the depth control of trawl gear.

2.3. 트롤 어구의 3차원 제어

본 장에서는 앞에서 설계된 트롤선의 방향 제어와 트롤 어구의 수심 제어를 통합하여 트롤선이 목표 어군으로 향해하는 과정에서부터 트롤 어구가 어군이 위치한 목표 수심에 정확하게 예망되는지를 분석하였다.

트롤 어구의 3차원 제어를 위해 Fig. 3.1과 같이 트롤선이 운동을 시작하게 되는 위치와 임의의 지점에 위치하는 어군을 모델링하였다. 여기에서도 어군은 이동 방향에서 가장 앞쪽에 위치한 어군 (F_S)과 가장 뒤쪽에 위치한 어군 (F_F)을 파악하여 F_S 와 F_F 를 연결하는 선을 목표 궤적으로 설정하였고, F_S 와 F_F 의 거리를 100 m로 고정하였다.

트롤 어구의 3차원 제어를 설계함에 있어 트롤 어구의 수심 제어는 Fig. 3.6과 Table 3.2에 나타낸 소속도 함수와 퍼지 연상 기억장치를 적용하였고, 트롤선의 방향 제어는 Fig. 3.2와 Table 3.1에 나타낸 소속도 함수와

퍼지 연상 기억장치를 적용하였다. 어군이 트롤선으로부터 아주 먼 거리에 위치하고 있고, 투망을 실시한 후 트롤 어구와 트롤선의 운동이 충분히 안정화가 되었을 경우에는 앞에서 설계한 트롤선의 방향 제어와 트롤 어구의 중심 제어를 적용함에 있어 문제가 발생하지 않았다. 하지만 임의의 지점에 위치하는 어군과 트롤선과의 방향 오차가 발생하는 경우에는 트롤 어구의 중심 지점이 어군으로 표현되는 F_S 와 F_F 를 연결하는 목표 궤적을 지나지 못하는 현상이 발생하였다 (Fig. 3.8). 이러한 상황은 실제 트롤 조업에서 트롤 어구가 어군의 위치를 정확하게 예망하지 못하여 어획이 이루어지지 않은 상태를 의미한다. 따라서 트롤선은 목표물 보다 크거나 작은 각도로 방향을 제어해서 트롤 어구의 망구 중심이 목표 궤적을 지나갈 수 있게 만들어야 한다.



Fig. 3.8. Example of the phenomenon in which the center of the trawl gear does not cross the target.

본 논문에서는 트롤 어구의 3차원 제어를 위해 트롤선의 방향 제어를 보정할 수 있는 트롤선과 트롤 어구가 연계된 방향 제어 규칙 (이하 연계 제어 규칙)을 설계하였다. 설계된 연계 제어 규칙은 2.1장에서 설계된 트롤선의 방향 제어 규칙에 적용하여 트롤 어구의 3차원 제어 규칙으로 설계하였다.

연계 제어기는 트롤 어구의 중심의 진행 방향과 트롤선의 진행 방향과의 방향 오차 $e(c)$ 와 오차 변화량 $de(c)$ 을 통해 제어 입력이 계산된다.

$$e(c) = y(c) - ref(c) \quad (3.7)$$

$$de(c) = e(c) - e(c-1) \quad (3.8)$$

$$u(c) = u(c-1) + du(c) \quad (3.9)$$

여기서, $y(c)$ 는 트롤 어구의 중심의 진행 방향이며, $ref(c)$ 는 c 번째 샘플링 시간에 있어서 설정되는 트롤선의 진행 방향, $du(c)$ 는 제어 입력의 증감분으로 트롤선의 타각의 변화량을 나타낸다. 이러한 과정은 적분형 구조의 퍼지 집합으로 표현되며, 제어 입력은 매 시간 샘플링 시간에 의해 결정된다 (Lee et al., 2001).

트롤 어구의 중심의 진행 방향 벡터와 트롤선의 진행 방향 벡터가 퍼지 제어기에 입력되면, 입력된 값들의 퍼지 집합에 대해 소속도 함수를 결정하게 된다. 연계 제어를 위한 소속도 함수를 PB (Positive Big), PS (Positive Small), ZO (Zero), NS (Negative Small), NB (Negative Big)와 같이 5등급의 언어 변수로 나누어 구성하였다. 트롤 어구의 중심의 진행 방향과 트롤선의 진행 방향과의 방향 오차 ($e(c)$), 오차 변화량 ($de(c)$), 제어 입력의 증감분 ($du(c)$)은 Fig. 3.9와 같이 삼각형의 연속형 함수를 사용

하여 소속도 함수를 나타낼 수 있다.

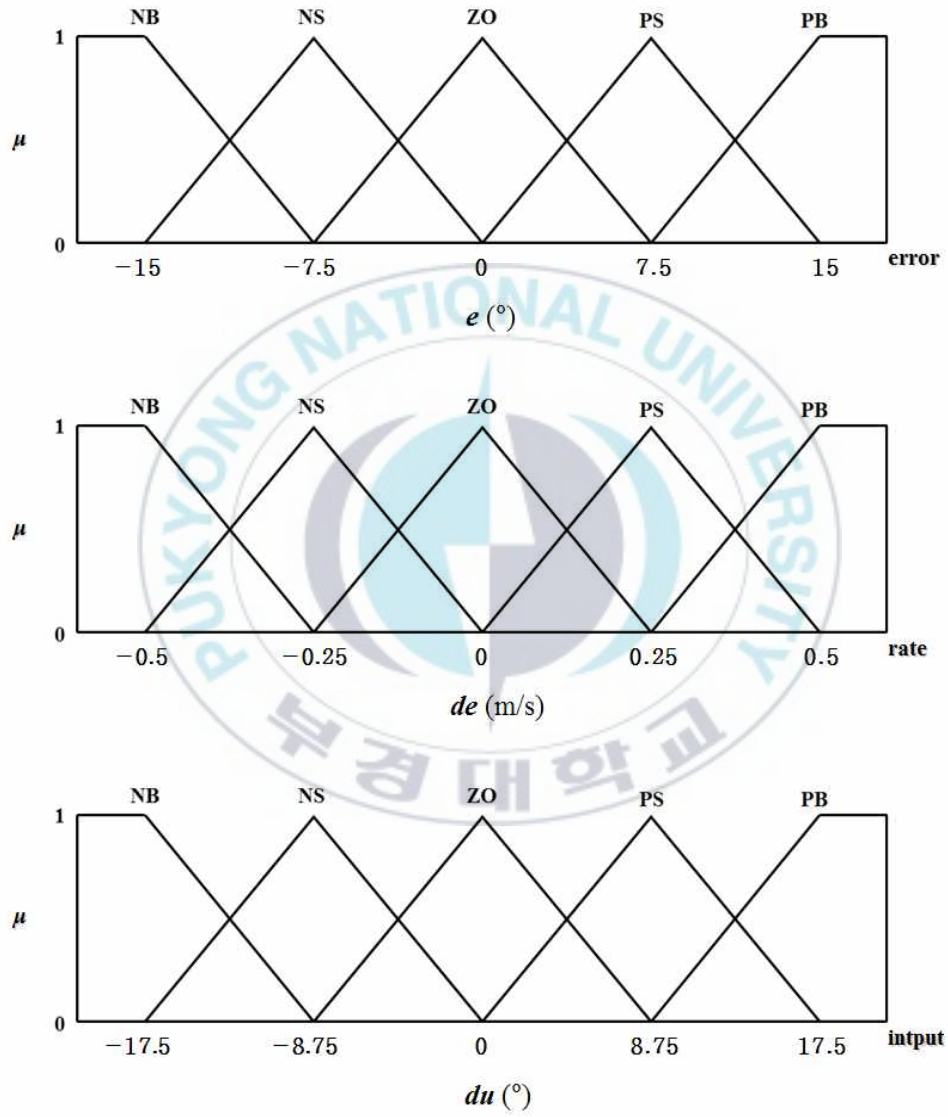


Fig. 3.9. Membership functions for the direction control connected to the trawler and the trawl fishing gear.

제어 입력 값인 $u(c)$ 은 트롤선의 타각으로 매 시간 샘플링을 통해 결정된다. 이는 실제 트롤 조업에서 선장이나 항해사가 트롤 어구를 예망하는 과정에서 타각을 조절하는 경험적인 지식에 의해 추론해 볼 수 있다.

예를 들어, “트롤선의 진행 방향이 트롤 어구의 중심의 진행 방향보다 우측으로 약간 차이가 있고 ($e=PS$), 오차의 변화량이 없을 때 ($de=ZO$)에는 트롤 어구의 중심의 진행 방향과 트롤선의 진행 방향을 동일하게 위치시키기 위해 우측으로 타를 약간 돌린다 ($du=PS$).”와 같이 언어적으로 제어하는 규칙의 집합으로 나타낼 수 있으며, 이는 아래와 같이 “If-then”의 형태로 표현 할 수 있다 (Lee et al., 2001).

“If ($e=NB$ and $de=ZO$) then ($du=NB$).”

여기서, NB, ZO는 언어 변수값이다.

트롤선과 트롤 어구가 연계된 방향 제어는 총 25가지의 제어 규칙을 만들 수 있으며, 이는 Table 3.3과 같이 퍼지 연상 기억장치로 나타낼 수 있다. 현재 트롤선의 좌표와 어군으로 표현되는 목표 궤적의 좌표와의 방향 오차와 오차 변화량이 주어지면, 제어 규칙을 통해 제어 입력의 증감분이 결정되어 진다.

Table 3.3. Fuzzy associative memory for the direction control connected to the trawler and the trawl fishing gear

e (error)	de (error change)				
	NB	NS	ZO	PS	PB
NB	NB	NB	NB	NS	PS
NS	NB	NB	NS	ZO	PS
ZO	NB	NS	ZO	PS	PB
PS	NS	ZO	PS	PB	PB
PB	NS	PS	PB	PB	PB

트롤 어구의 3차원 제어는 Fig. 3.2와 Table 3.1로 설계된 트롤선의 방향 제어 규칙에서 Fig. 3.9와 Table 3.3로 설계된 연계 제어 규칙과의 차이를 적용하여 제어기를 설계한다.

트롤 어구의 3차원 제어기는 트롤선의 방향 제어기에서 얻어지는 현재 트롤선의 좌표와 어군으로 표현되는 목표 궤적의 좌표와의 오차 $e(r)$ 와 연계 제어기에서 얻어지는 트롤 어구의 망구 중심의 진행 방향과 트롤선의 진행 방향과의 방향 오차 $e(c)$ 의 차이로 얻어지는 오차 $e(d)$ 와 얻어진 오차의 변화량 $de(d)$ 을 통해 제어 입력이 계산된다.

$$e(d) = e(r) - e(c) \quad (3.10)$$

$$e(d) = y(d) - ref(d) \quad (3.11)$$

$$de(d) = e(d) - e(d-1) \quad (3.12)$$

$$u(d) = u(d-1) + du(d) \quad (3.13)$$

여기서, $y(d)$ 는 연계 제어기에서 얻어지는 트롤 어구의 망구 중심의 진행 방향이며, $ref(d)$ 는 d 번째 샘플링 시간에 있어서 설정되는 어군으로 표현되는 목표 궤적의 진행 방향, $du(d)$ 는 제어 입력의 증감분으로 트롤선의 타각의 변화량을 나타낸다. 이러한 과정은 적분형 구조의 퍼지 집합으로 표현되며, 제어 입력은 매 시간 샘플링 시간에 의해 결정된다 (Lee et al., 2001).

연계 제어기에서 얻어지는 트롤 어구의 망구 중심의 진행 방향 벡터와 어군으로 표현되는 목표 궤적의 진행 방향 벡터가 퍼지 제어기에 입력되면, 입력된 값들의 퍼지 집합에 대해 소속도 함수를 결정하게 된다. 트롤 어구의 3차원 제어를 위한 소속도 함수를 PB (Positive Big), PS (Positive Small), ZO (Zero), NS (Negative Small), NB (Negative Big)와 같이 5등급의 언어 변수로 나누어 구성하였다. 트롤선의 방향 제어기에서 얻어지는 현재 트롤선의 좌표와 어군으로 표현되는 목표 궤적의 좌표와의 오차 $e(r)$ 와 연계 제어기에서 얻어지는 트롤 어구의 망구 중심의 진행 방향과 트롤선의 진행 방향과의 방향 오차 $e(c)$ 의 차이로 얻어지는 오차 $e(d)$, 오차 변화량 ($de(d)$), 제어 입력의 증감분 ($du(d)$)은 Fig. 3.10과 같이 삼각형의 연속형 함수를 사용하여 소속도 함수를 나타낼 수 있다. 제어 입력 값인 $u(d)$ 는 트롤선의 타각으로 매 시간 샘플링을 통해 결정된다.

트롤 어구의 3차원 제어는 총 25가지의 제어 규칙을 만들 수 있으며, 이는 Table 3.4와 같이 퍼지 연산 기억장치로 나타낼 수 있다. 현재 트롤선의 좌표와 어군으로 표현되는 목표물의 좌표와의 방향 오차와 오차 변화량이 주어지면, 제어 규칙을 통해 제어 입력의 증감분이 결정되어 진다.

Fig. 3.11에는 트롤 어구의 3차원 제어에 사용된 제어 시스템의 블록선도를 나타내었다.

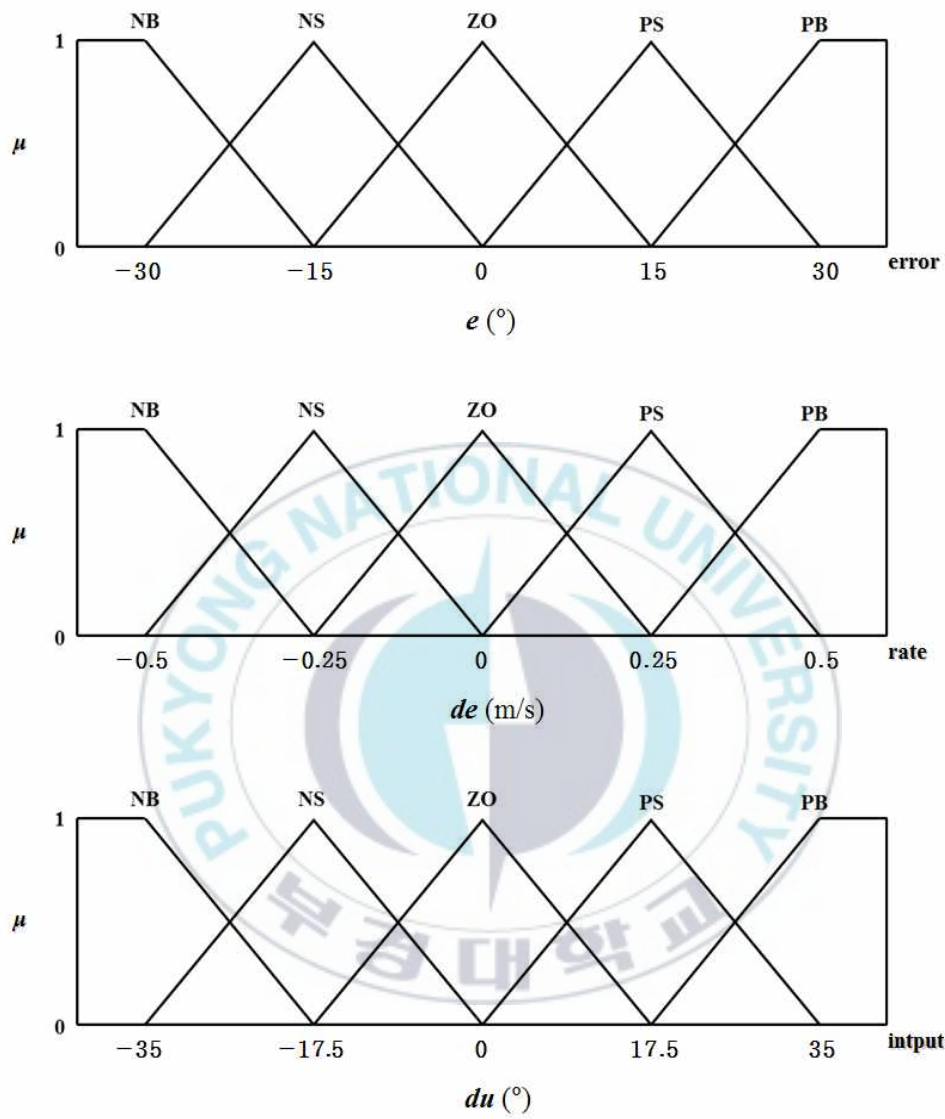


Fig. 3.10. Membership functions for the three-dimensional control of trawl gear.

Table 3.4. Fuzzy associative memory for the three-dimensional control of trawl gear

e (error)	de (error change)				
	NB	NS	ZO	PS	PB
NB	NB	NB	NB	NS	PS
NS	NB	NB	NS	ZO	PS
ZO	NB	NS	ZO	PS	PB
PS	NS	ZO	PS	PB	PB
PB	NS	PS	PB	PB	PB

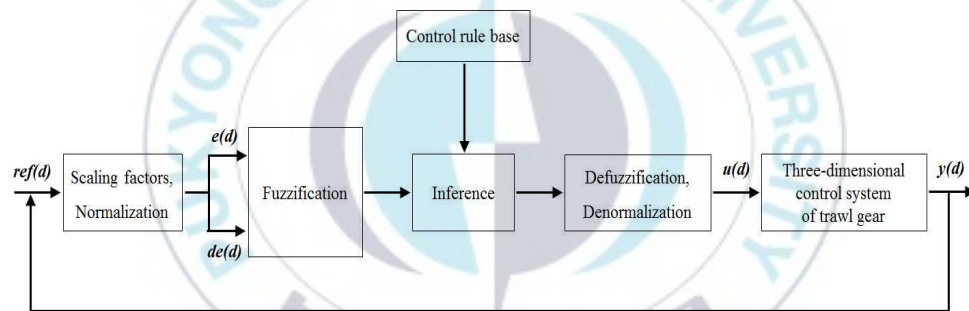


Fig. 3.11. Block diagram of a fuzzy controller for the three-dimensional control of trawl gear.

3. 결과

3.1. 트롤선의 방향 제어 결과

Fig. 3.12에는 트롤선으로 부터 어군의 위치가 트롤선의 우현 10° 방향으로 2,000 m 떨어진 지점에 위치하고 있고, 트롤선의 속력은 4.0 knot, 우현 방향으로 선회하는 각속도가 0.1 m/s일 때, 제어 입력 값을 결정하기 위한 퍼지 추론 과정을 나타내었다. 여기서, 현재 트롤선의 좌표와 목표 궤적의 좌표와의 방향 오차 ($e(r)$)는 10, 오차 변화량 ($de(r)$)은 0.1로 결정되며, Fig. 3.2에 나타낸 소속도 함수와 Table 3.1에 나타낸 퍼지 연산 기억장치를 통해 아래와 같은 4가지의 제어 규칙을 만들 수 있다.

1. “If ($e=ZO$ and $de=ZO$) then ($du=ZO$).”
2. “If ($e=ZO$ and $de=PS$) then ($du=PS$).”
3. “If ($e=PS$ and $de=ZO$) then ($du=PS$).”
4. “If ($e=PS$ and $de=PS$) then ($du=PB$).”

만들어진 제어 규칙을 사용하여 퍼지 추론 과정에서 무게 중심법을 사용하여 제어 입력 값인 타각 21.35° 를 결정할 수 있다 (Mizumoto, 1988).

Fig. 3.13에는 Fig. 3.12에 나타낸 퍼지 추론 과정을 통해 트롤선이 어군으로 표현되는 목표 궤적까지 방향 제어를 하는 예를 나타내었다.

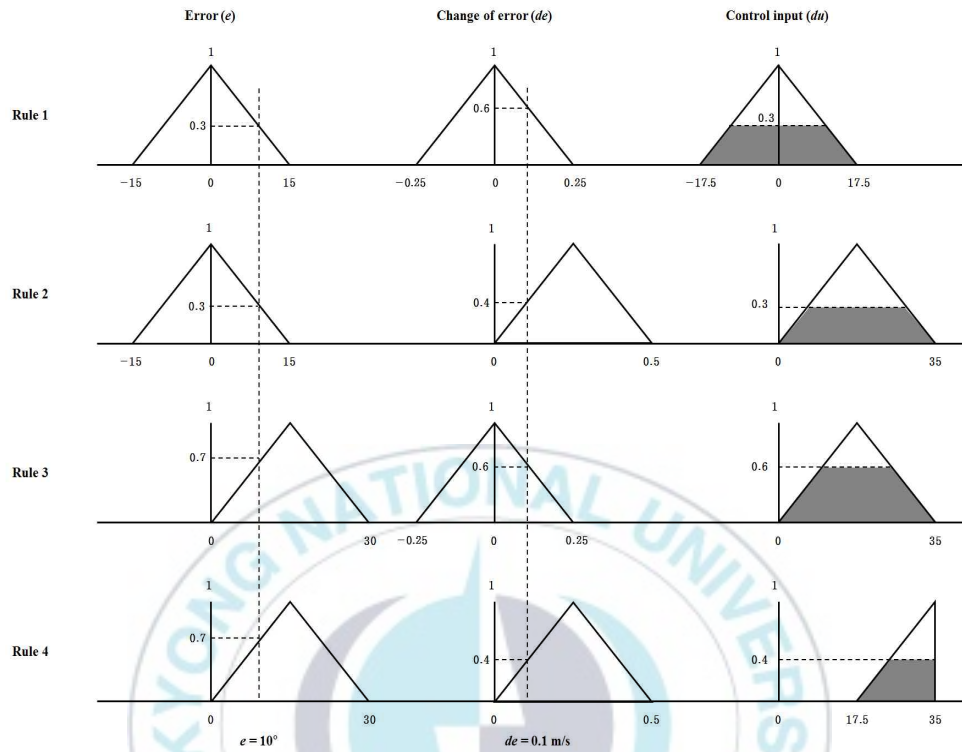


Fig. 3.12. Example of the determination of the control input value through fuzzy reasoning process.

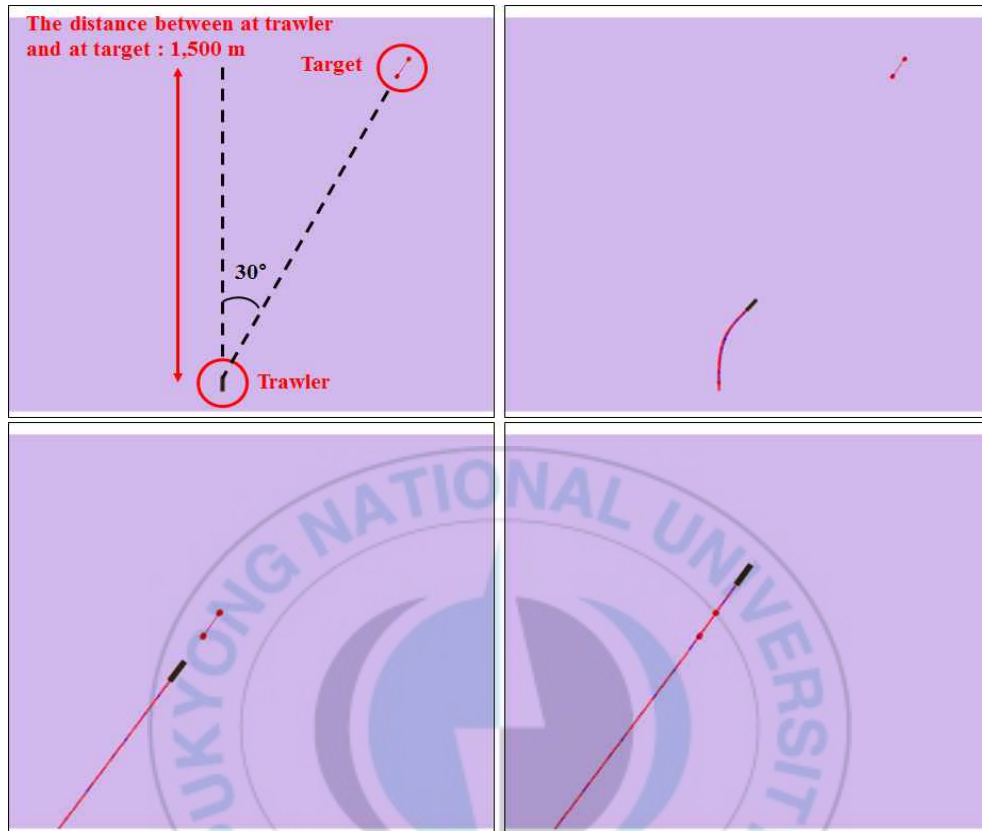


Fig. 3.13. Example of trawler direction control through fuzzy reasoning process.

3.2. 트롤 어구의 수심 제어 결과

Fig. 3.14에는 퍼지 제어 규칙을 적용한 트롤 어구가 어군이 위치한 목표 수심에 정확하게 예망할 수 있는지를 분석한 결과의 예를 나타내었다. 어군은 트롤선으로부터 1,500 m 떨어진 지점의 수심 200 m에 위치해 있으며, 트롤선은 어군 방향으로 4.0 knot의 속력으로 항해를 시작하다 투망을 실시하고, 트롤 어구는 투망이 실시되는 순간부터 Fig. 3.5와 같이 모델링한 트롤 어구의 중심 지점이 목표물을 정확히 지나칠 수 있게 끌줄의 길이를 제어한다. 끌줄의 길이 제어 역시 Fig. 3.12에 나타낸 것과 같은 방법으로 퍼지 추론 과정을 실시하여 제어 입력 값인 끌줄의 길이를 결정할 수 있다.

Table 3.5에는 트롤선과 어군의 거리와 어군이 위치하는 수심에 따른 트롤 어구의 망구 중심의 수심과 어군으로 표현되는 목표 궤적과의 거리 오차를 나타내었다. 어군이 위치하는 수심이 깊어짐에 따라 트롤 어구의 망구 중심의 수심과 목표물 궤적의 거리 오차는 크게 발생하였다. 이는 어군이 위치하는 수심이 깊어짐에 따라 끌줄의 길이를 더 길게 사용하게 되어 끌줄, 전개판, 뜸, 침자 등의 진동이 크게 발생하게 되었고, 따라서 오차도 크게 나타난 것으로 판단된다. 또한 어군이 위치하는 수심에 상관없이 트롤선과 어군과의 거리가 가까울수록 트롤 어구의 망구 중심의 수심과 어군으로 표현되는 목표 궤적과의 거리 오차는 크게 발생하였다. 이는 투망 후 끌줄이 풀려 나가고 트롤 어구가 안정화되기까지의 시간이 부족하기 때문에 오차도 크게 나타난 것으로 판단된다.

어군이 위치하는 수심에 대비하여 트롤 어구의 망구 중심의 수심과 어군으로 표현되는 목표 궤적과의 거리를 비교하여 보면 어군이 위치하는 수심에 상관없이 4% 이내의 오차로 트롤 어구의 수심을 제어 할 수 있었다.

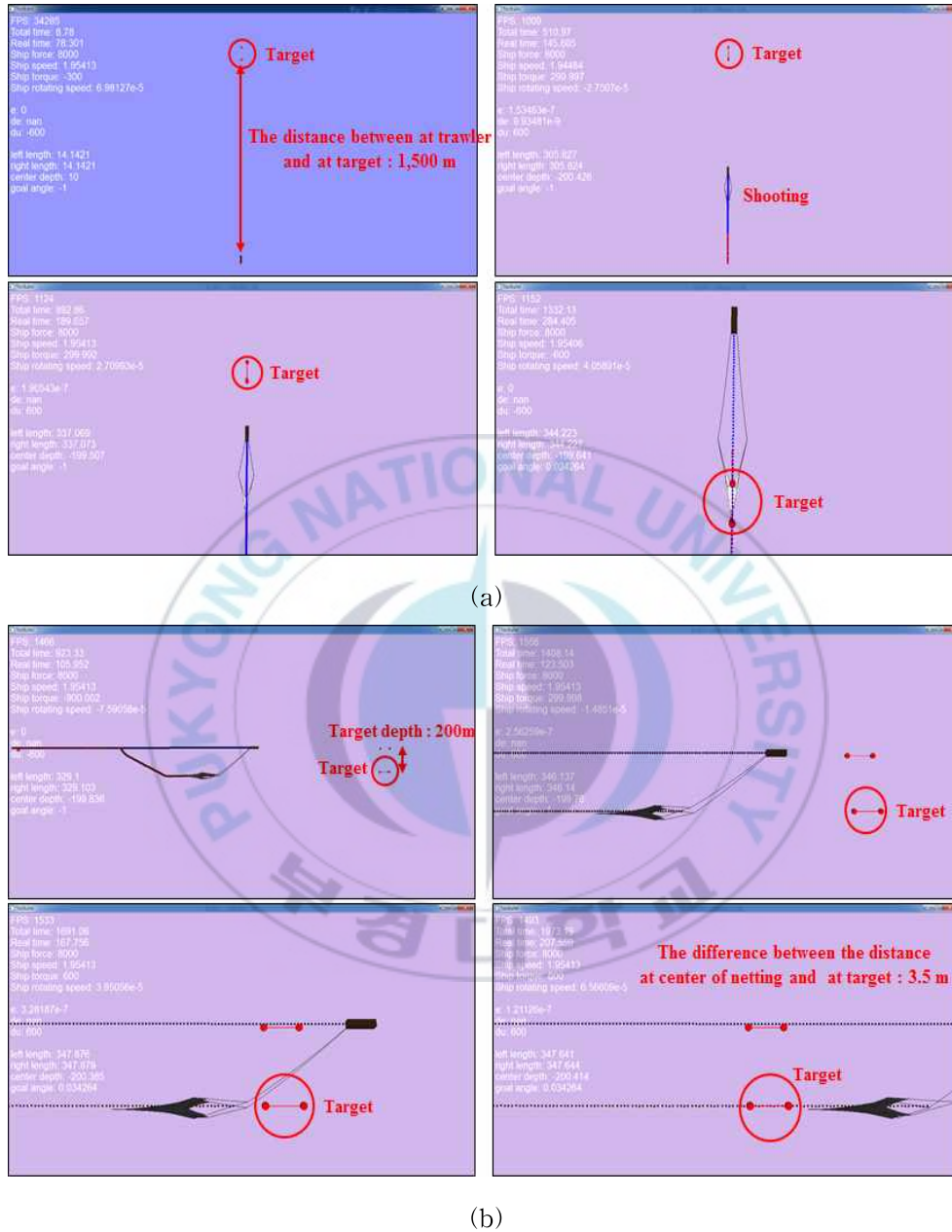


Fig. 3.14. Example of depth control of the trawl gear through fuzzy reasoning process;
 (a) Top view and (b) Side view.

Table 3.5. Distance error between the center of the trawl gear and the target through depth control of the trawl fishing gear

Depth (m)	Distance error between the center of the trawl gear and the target (m, %)			
	1500	2000	2500	3000
100	3.58 / 3.6	3.85 / 3.9	2.41 / 2.4	2.31 / 2.3
200	6.93 / 3.5	6.15 / 3.1	4.11 / 2.1	3.50 / 1.8
300	8.31 / 2.8	7.60 / 2.5	5.35 / 1.8	5.20 / 1.7

3.3. 트롤 어구의 3차원 제어 결과

Fig. 3.15에는 퍼지 제어 규칙을 적용한 트롤 어구의 3차원 제어 결과의 예를 나타내었다. 어군은 트롤선으로부터 1,500 m 떨어진 지점에서 우현 30° 방향의 수심 200 m에 위치해 있으며, 트롤선은 어군 방향으로 4.0 knot의 속력으로 항해를 시작하다 투망을 실시하고, 트롤 어구는 투망이 실시되는 순간부터 Fig. 3.5와 같이 모델링한 트롤 어구의 망구 중심의 수심이 목표 궤적을 정확히 지나칠 수 있게 끌줄의 길이와 트롤선의 방향을 제어한다. 트롤 어구의 3차원 제어 역시 Fig. 3.12에 나타낸 것과 같은 방법으로 퍼지 추론 과정을 실시하여 제어 입력 값인 끌줄의 길이와 트롤선의 방향을 동시에 결정할 수 있다.

Table 3.6에는 어군이 수심 200 m 지점에 위치하고, 트롤선과 어군의 거리와 트롤선으로부터 어군의 위치와의 방향 변화에 따른 어구의 망구 중심의 수심과 어군으로 표현되는 목표 궤적과의 거리 오차를 나타내었다. 트롤선으로부터 어군 위치와의 방향에 상관없이 트롤선과 어군과의 거리가 가까울수록 트롤 어구의 망구 중심의 수심과 어군으로 표현되는 목표 궤적과

의 거리 오차는 크게 발생하였다. 이는 트롤선이 목표 방향을 조절하면서 트롤 어구를 투망하여 끌줄이 풀려나가고 트롤 어구가 안정화되기까지의 시간이 부족하기 때문에 오차도 크게 나타난 것으로 판단된다. 또한 트롤선과 어군과의 거리에 상관없이 트롤선으로부터 어군 위치와의 방향이 커질수록 트롤 어구의 망구 중심의 수심과 어군으로 표현되는 목표 궤적과의 거리 오차는 크게 발생하였다. 이는 트롤선이 방향 제어를 위해 타각을 크게 함으로 인해 트롤 어구의 형상의 변화가 크게 발생하게 되고, 트롤 어구가 다시 안정화되기까지의 시간이 부족하기 때문에 오차도 크게 나타난 것으로 판단된다.

어군이 위치하는 수심에 대비하여 트롤 어구의 망구 중심의 수심과 어군으로 표현되는 목표 궤적과의 거리를 비교하여 보면 트롤선과 어군과의 거리가 2,000 m 이상인 경우에는 트롤선으로부터 어군 위치와의 방향에 상관없이 5% 이내의 오차로 트롤 어구의 수심을 제어 할 수 있었다. 하지만 트롤선과 어군과의 거리가 1,500 m에서는 트롤선으로부터 어군 위치와의 방향이 40° 이내일 경우에는 5% 이내의 오차로 트롤 어구의 수심을 제어 할 수 있었으나, 트롤선으로부터 어군 위치와의 방향이 40° 이상이 될 경우에는 오차가 크게 발생하여 트롤 어구의 3차원 제어가 이루어지지 않았다.

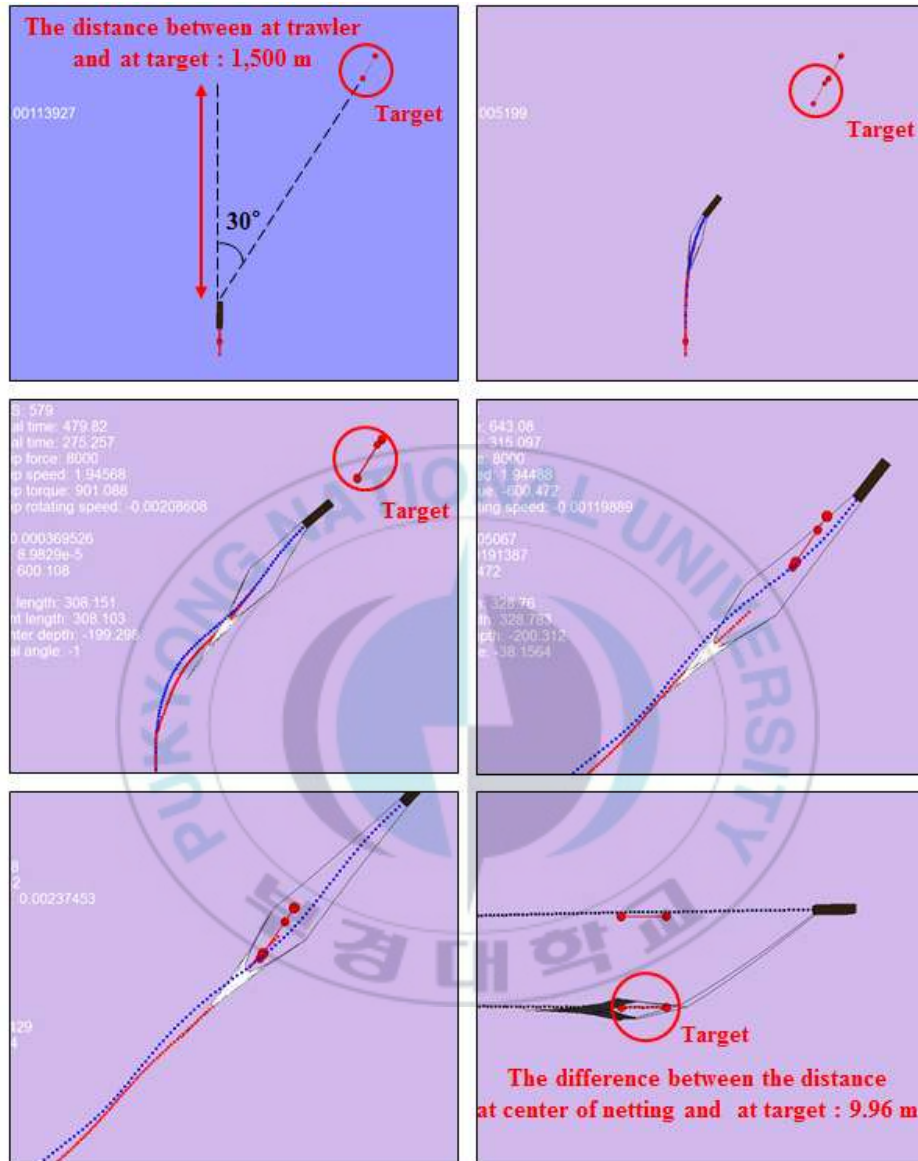


Fig. 3.15. Example of three-dimensional control of the trawl gear through fuzzy reasoning process.

Table 3.6. Distance error between the center of the trawl gear and the target through three-dimensional control of the trawl gear

Direction (°)	Distance error between the center of the trawl gear and the target (m, %)			
	1500	2000	2500	3000
10	8.37 / 1.1	4.86 / 2.4	4.38 / 2.2	2.28 / 1.1
20	8.95 / 4.5	5.78 / 2.9	4.68 / 2.3	2.14 / 1.1
30	9.96 / 5.0	6.26 / 3.1	4.06 / 2.0	2.23 / 1.1
40	7.18 / 3.6	7.82 / 3.9	5.80 / 2.9	3.01 / 1.5
50	19.86 / 9.9	7.96 / 4.0	6.26 / 3.1	4.13 / 2.1
60	13.43 / 6.7	8.52 / 4.3	6.35 / 3.2	4.26 / 2.1
70	18.84 / 9.4	8.67 / 4.3	7.96 / 4.0	4.23 / 2.1
80	13.70 / 6.9	9.63 / 4.8	7.61 / 3.8	5.40 / 2.7
90	32.71 / 16.4	9.64 / 4.8	8.96 / 4.5	5.02 / 2.5

3.4. 퍼지 제어 규칙을 적용한 트롤 시뮬레이터 구동의 예

Fig. 3.16에는 퍼지 제어 규칙을 적용한 트롤 시뮬레이터의 구동 모습의 예를 나타내었다. 임의의 지점에 위치한 어군을 어획하기 위하여 소나와 어군 탐지기를 통해 어군의 위치를 탐색하고 트롤선의 방향 제어를 위한 퍼지 제어 규칙에 의해 트롤선이 어군을 향해 항해를 시작하였다. 항해를 실시하는 도중 투망을 실시할 적절한 시점이 되었다고 판단이 될 때 투망 버튼 (S 버튼)을 클릭하게 되면 트롤 어구는 투망이 되고 트롤 어구의 3차원 제어 규칙에 의해 어군을 예망하게 된다.

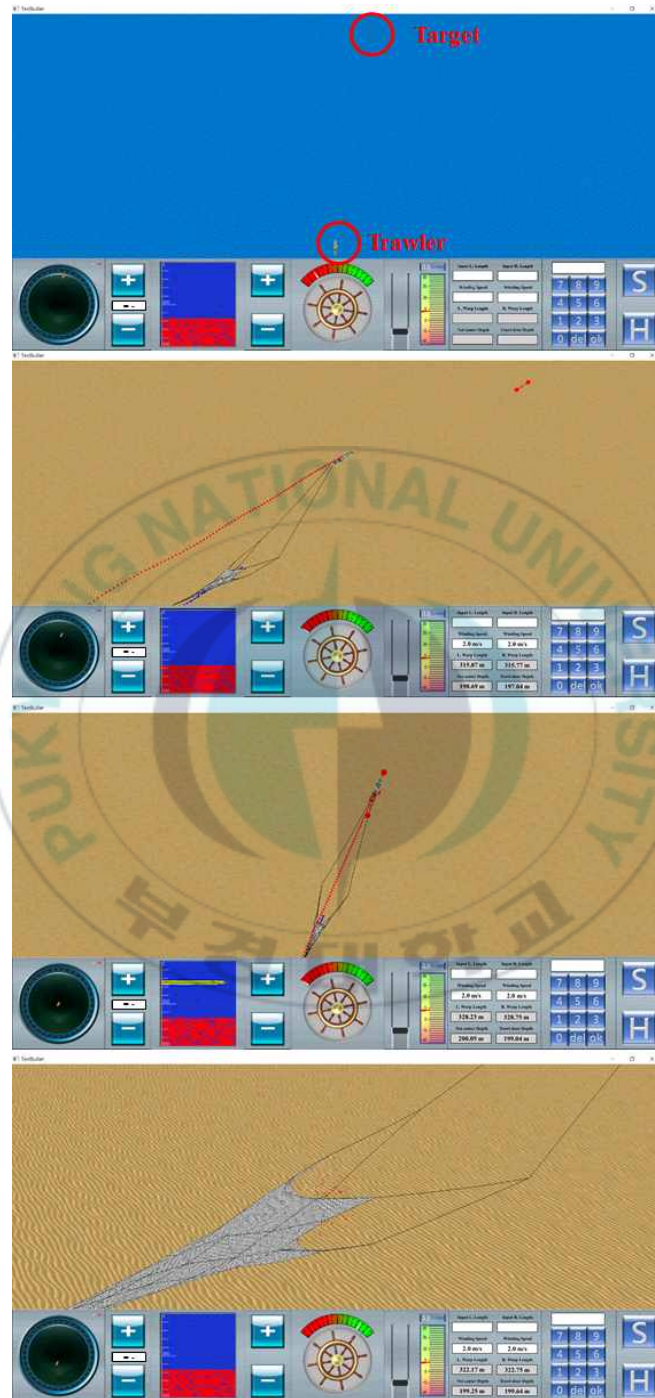


Fig. 3.16. Example of the trawl simulator operation through fuzzy reasoning process.

4. 고찰

트롤 조업에서 어획의 성공률은 목표로 하는 대상 어군의 위치와 수심에 트롤 어구를 정확히 예망할 수 있는지 여부에 따라 결정된다. 트롤선의 방향은 타각 조절을 통해 제어할 수 있고, 목표로 하는 어군의 수심에 정확히 어구를 예망하는 것은 끌줄의 동작 속력과 길이 조절을 통해 제어가 가능하다. 현재는 선장, 어로장, 항해사 등의 간부 선원의 지식, 경험, 숙련도에 따라 수동으로 제어된다. 하지만 능력 있는 간부 선원들의 평균 연령은 55세 이상으로 점점 높아지고 있으며, 구인난도 심각할 뿐만 아니라 조업 경비 중 인건비가 차지하는 비율도 점점 높아지고 있다. 따라서 트롤 업계에서는 외국인 간부 선원 도입을 고려하고 있는 실정이므로 간부 선원들에 의해 이루어지는 어군 탐색, 어구 제어 과정의 자동화에 대한 요구가 계속해서 제기되고 있다.

본 논문에서는 트롤선의 방향 및 트롤 어구의 수심 제어 등의 자동화를 위하여 퍼지 제어 규칙을 사용하여 트롤선의 방향 제어, 트롤 어구의 수심 제어, 트롤 어구의 3차원 제어기를 설계하였고, 설계된 제어 규칙을 트롤 시뮬레이터에 적용하여 성능을 검증하였다.

트롤선의 방향 제어를 위해 현재 트롤선의 좌표와 목표 궤적의 좌표와의 방향 오차 $e(r)$ 와 오차 변화량 $de(r)$ 을 통해 제어 입력이 계산되는 제어기를 설계하였다. 트롤 어구의 수심 제어를 위해서는 어군이 위치하는 수심과 현재 트롤 어구의 망구 중심의 수심과의 오차 $e(k)$ 와 오차 변화량 $de(k)$ 을 통해 제어 입력이 계산되는 제어기를 설계하였다. 트롤선의 방향과 트롤 어구의 수심을 동시에 제어하기 위하여 트롤선의 방향 제어기에서 얻어지는 현재 트롤선의 좌표와 목표 궤적의 좌표와의 오차 $e(r)$ 와 연계 제어기에서 얻어지는 트롤 어구의 망구 중심의 진행 방향과 트롤선의 진행

방향과의 방향 오차 $e(c)$ 의 차이로 얻어지는 오차 $e(d)$, 오차 변화량 $de(d)$ 을 통해 제어 입력이 계산되는 제어기를 설계하였다.

설계된 제어기는 현장의 조업자가 사용하는 제어 규칙을 언어적으로 기술한 규칙의 집합으로 각각 25가지의 제어 규칙을 만들 수 있으며, 소속도 함수와 퍼지 연산 기억장치를 통해 퍼지 추론 과정을 거치고 제어 입력 값을 결정할 수 있었다.

퍼지 제어 규칙을 적용하여 트롤 어구의 3차원 제어를 실시해본 결과, 트롤선과 어군과의 거리가 2,000 m 이상인 경우에는 트롤선으로부터 어군 위치와의 방향에 상관없이 5% 이내의 오차로 트롤 어구의 수심을 제어 할 수 있었다. 하지만 트롤선과 어군과의 거리가 1,500 m에서는 트롤선으로부터 어군 위치와의 방향이 40° 이내일 경우에는 5% 이내의 오차로 트롤 어구의 수심을 제어 할 수 있었으나, 트롤선으로부터 어군 위치와의 방향이 40° 이상일 경우에는 오차가 크게 발생하였다.

실제 트롤 조업에서 트롤 어구의 3차원 제어는 트롤선의 속력과 방향 제어, 끌줄의 길이 제어를 함께 사용하여 이루어지나, 본 논문에서는 트롤선의 속력은 4.0 knot로 동일하게 주고, 트롤선의 방향 제어와 끌줄의 길이 제어만으로 트롤 어구의 3차원 제어를 실시하였다. 또한 좌우 끌줄의 길이를 동일하게 제어하였다. 따라서 좌우 끌줄의 길이를 각각 제어할 수 있는 퍼지 제어 규칙을 설계하고 트롤선의 속력 변화도 함께 고려된 트롤 어구의 3차원 제어에 대한 후속 연구가 필요하다. 그리고 해양 환경 요소를 고려하여 본 논문을 통해 설계된 퍼지 제어 규칙의 최적화에 대한 후속 연구가 진행된다면, 트롤 어구의 중심 지점과 목표로 하는 어군과의 오차를 더욱 감소시킬 수 있을 것으로 기대된다. 또한 설계된 퍼지 제어 규칙을 실제 트롤선에 탑재된 소나, 어군 탐지기, 조타기, 어로 원치 시스템에 적용할 수 있는 변환 장치의 개발에 관한 연구가 진행되어 실제 트롤 조업에서 퍼지

제어 규칙에 의한 트롤 어구의 3차원 제어를 분석해 볼 수 있는 연구가 필요하다.

이러한 추후 연구를 통해 최적화된 퍼지 제어 규칙은 변환 장치를 통해 소나, 어군 탐지기, 조타기, 어로 원치 시스템과 연결되어 트롤선의 방향과 끌줄의 길이 제어 과정을 자동화 할 수 있어 양질의 간부 선원의 구인난과 인건비에 대한 부담을 줄일 수 있을 것으로 기대된다.



IV. 강화학습을 적용한 트롤 어구의 투망 시점 도출

1. 서론

구글 딥마인드 (Google Deepmind)사에서는 2015년 인공지능 (Artificial Intelligence, AI)을 탑재한 알파고 (AlphaGO)라는 바둑 프로그램을 공개하였고, 2016년 우리나라의 이세돌 9단과의 공개 대국에서 승리를 거둬 세계를 놀라게 만들었다. 이 대국은 인공지능이라는 기술이 많은 사람들에게 알려졌으며 관심을 가지게 되는 계기가 되었다.

인공지능 기술 중 하나인 강화학습 (Reinforcement Learning)은 입력된 상태를 파악하고 정해진 가중치에 맞는 행동을 실시한 뒤, 그 행동에 대한 보상값을 받는 과정을 반복해서 학습을 진행하여 최적의 보상값을 결정하는 과정이다. 이전에는 특징이 간단하고 변화가 적고 선형적으로 표현 가능한 상황에서 주로 학습하는 연구가 진행되어 왔으나, 강화학습에 딥 러닝 (Deep learning)을 함께 구현함으로써 인해 복잡하고 방대하며 비선형적으로 표현되는 상황에서도 학습이 가능해져 현실 세계의 다양한 분야에 적용이 가능해졌다. 따라서 신호등, 무인자율자동차, 에어컨, 청소기 등 사회 전분야로 확대되어 적용되고 있으나, 아직까지 수산 분야에 적용시킨 기술이나 연구 결과는 거의 없다. 특히 어업의 조업 과정은 숙련된 선장(원)과 그렇지 못한 사람과의 조업 성과의 차이가 크게 나는 분야이나 숙련되고 경험 있는 선장의 수는 줄어들고 있어서 신규 기술자의 경험 부족을 보완할 수 있는 인공지능에 의한 조업 기술의 개발이 무엇보다도 필요한 분야이다. 또

한 어종 자원의 지속적 이용을 보장하기 위하여 어종별 어획량과 어획 노력 제한 등의 제제와 보존관리조치 등이 국내외적으로도 강화되고 있어서 목적어 선택성이 높으면서도 조업 성공률을 높일 수 있는 조업 방법의 도출이 필요한 실정이다 (Lee, 2016)

한편, 트롤 어업의 조업 과정은 어군의 탐색과 목표 어군 선정, 투망 시점과 위치 선정, 어구의 운용 등 모든 과정에서 전문성이 높고, 어구 시스템의 구조도 복잡하여 기존의 선형 시스템으로는 제어가 어렵다. 특히 트롤 어구를 투망하는 시점을 수학적 모델로 기술하여 정해진 답을 내는 것은 매우 어려운 현실이다. 따라서 본 논문에서는 트롤 어구의 적절한 투망 시점을 도출하기 위한 강화학습 알고리즘을 개발하였으며, 이를 앞에서 개발된 트롤 시뮬레이터에 적용하였다. 강화학습이 적용된 트롤 시뮬레이터는 소나 화면을 모델링하여 샘플링한 이미지를 통해 입력된 상태를 파악한 뒤, 임의의 시점에서 트롤 어구를 투망하는 행동을 계속해서 실시하고, 투망을 실시한 시점에 대한 보상을 결정하도록 하였다. 이러한 과정을 반복적으로 수행하여 학습의 과정을 거치고, 최적의 보상값을 결정할 수 있게 되도록 하였다. 또한 결정된 보상값을 통해 실시했던 행동을 추적하여 최적의 투망 시점을 도출할 수 있도록 하였다. 여기서 보상값은 임의의 시점에서 트롤 어구를 투망하였을 때, 예망 완료 후 어획의 성공률과 어획하는 동안 유류 소모량을 통해 정해지도록 하였다.

2. 재료 및 방법

2.1. 강화학습 적용을 위한 소나 모델링

강화학습은 현재의 상태 (States, s)가 입력되면, 그 상태에 대한 행동을 하기 위한 성취 정도 (Behaviour policy, π)를 결정하게 되고, 결정된 가중치에 맞는 행동 (Action, a)을 실시한 뒤, 그 행동에 대한 보상 (Rewards, r)을 받는 과정을 반복해서 진행하여 최적의 보상 값을 받을 수 있는 행동을 도출해가는 과정이다 (Fig. 4.1).

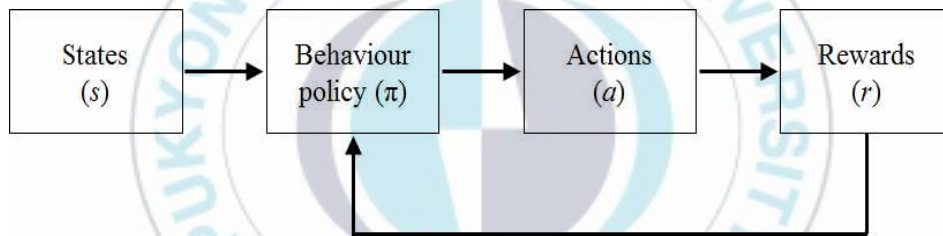


Fig. 4.1. Basic structure of reinforcement learning.

본 논문을 통해 개발된 트롤 시뮬레이터에 강화학습을 적용하여 트롤 어구의 최적의 투망 지점을 도출함에 있어, 현재의 상태 (States)는 소나를 통해 얻어진 이미지이다. 따라서 Fig. 2.4와 같이 모델링하여 Fig. 2.16과 같이 구현되는 소나 화면을 강화학습을 위한 현재의 상태로 모델링을 실시하였다. 소나 화면은 가로 100 픽셀, 세로 100 픽셀로 나타내어 샘플링이 이루어지며, 샘플링하는 개수를 최소화하기 위하여 1채널로 정규화 하였다. 따라서 현재의 상태를 입력하기 위한 소나 화면은 검정색 바탕에 어군에서 가장 앞쪽에 위치하는 어군 지점과 어군에서 가장 뒤쪽에 위치하는 어군 지점을 흰색으로 표시가 되도록 정규화 되었다 (Fig. 4.2).

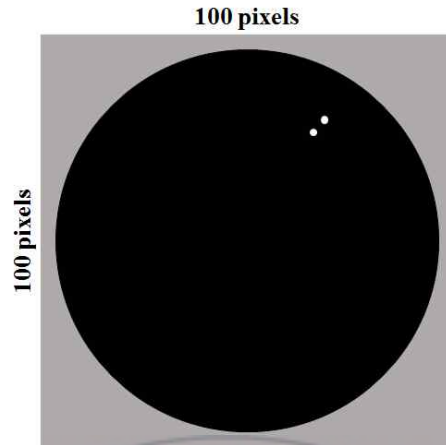


Fig. 4.2. Sonar screen normalized with one channel.

2.2. 트롤 시뮬레이터에 강화학습 적용

Fig. 4.1에 나타낸 강화학습의 기본 구조는 1차원적인 강화학습의 구조로 선형적인 구조를 가지는 모델에서는 학습이 가능하지만 비선형적인 구조를 가지는 모델에서는 가중치 (θ)를 학습시키기 힘들다는 단점을 가지고 있다 (Tsitsiklis, 1997). 따라서 비선형적인 구조를 가지는 모델에 대해서는 다음과 같은 방법을 통해 비선형적인 구조를 가지는 모델에 대해서도 가중치를 변화시킬 수 있다. (Mnih et al., 2015). 가중치를 변화시킬 수 있는 방법으로는 합성곱 신경망 (Convolutional Neural Networks, CNN) 방법을 이용하여 이미지의 인식도를 높이는 방법, 과거의 사실들을 재경험 시키는 방법, 가중치의 변화량을 안정시키는 방법이 있다. 따라서 본 논문에서는 비선형적인 구조를 가지는 트롤 시뮬레이터에 컨볼루션 신경망 방법을 이용하여 소나 이미지의 인식도를 높였고, Deep-Q-Network (DQN)를 적용하였다. DQN은 딥 러닝 (Deep learning)과 강화학습 (Reinforcement Learning)을

결합한 방법이다.

강화학습은 식 4.1과 같이 나타낼 수 있다 (Mnih et al., 2015).

$$Q^*(s,a) = \max_{\pi} \mathbb{E}[r_t + \gamma r_{t+1} + \gamma^2 r_{t+2} + \dots | s_t = s, a_t = a, \pi] \quad (4.1)$$

여기서, 함수 $Q^*(s,a)$ 는 행동 값을 나타내는 함수, s 는 현재의 상태, a 는 취하는 행동, π 는 행동을 하기 위한 성취 정도, r_t 는 보상의 최대치, γ 는 감소 계수이다. 감소 계수 γ 는 과거의 행동에 대한 영향력을 줄이기 위해 사용하는 계수로, 경험을 진행함에 따라 받았던 보상 값의 영향력을 감소시키는 역할을 한다.

강화학습에 딥 러닝을 결합한 DQN은 식 4.2와 같이 나타낼 수 있다 (Mnih et al., 2015).

$$L_i(\theta_i) = \mathbb{E}_{(s,a,r,s') \sim U(D)} \left[\left(r + \gamma \max_{a'} Q(s', a'; \theta_i^-) - Q(s, a; \theta_i) \right)^2 \right] \quad (4.2)$$

여기서, $(s,a,r,s') \sim U(D)$ 는 강화학습에 적용되는 과거의 경험을 나타내며, r 은 보상값, γ 는 감소 계수, s 는 현재의 상태, a 는 현재의 취하는 행동, θ_i 는 현재의 가중치, s' 는 과거의 상태, a' 는 과거의 취한 행동, θ_i^- 는 과거의 경험으로 학습된 가중치이다. 식 4.1에서는 행동을 하기 위한 성취 정도 (π)를 이용하여 강화학습이 진행되었으나, DQN을 사용하는 식 4.2에서는 가중치 (θ)를 적용하여 강화학습이 진행된다. 학습을 진행하는 동안 현재의 행동을 함에 있어 고려된 가중치 (θ_i)는 다음 학습을 할 때, 과거의 행동이 되어 그 행동에 대한 가중치 (θ_i^-)로 바뀌게 되고, 이러한 과정은 학습이 끝날 때까지

지 계속해서 반복되면서 이전의 학습에 의해 결정된 가중치는 경험 (Episode)을 계속함에 따라 영향력이 늘어나 안정화 된다. 경험의 횟수에 따른 가중치의 영향력이 늘어나는 확률 (ϵ)은 식 4.3과 Fig. 4.3과 같이 나타낼 수 있다. 경험의 횟수에 따른 가중치의 영향력이 늘어난다는 것은 학습 초반에는 가중치의 영향력이 크게 작용하지 않아 다양한 경험을 할 수 있었으나, 경험의 횟수가 증가함에 따라 학습된 가중치의 영향력은 점점 증가하게 되어 최적화에 가까운 안정된 경험을 진행할 수 있게 되는 의미이다.

$$\epsilon = \frac{1}{1 + \frac{\text{Number of episode}}{10}} \quad (4.3)$$

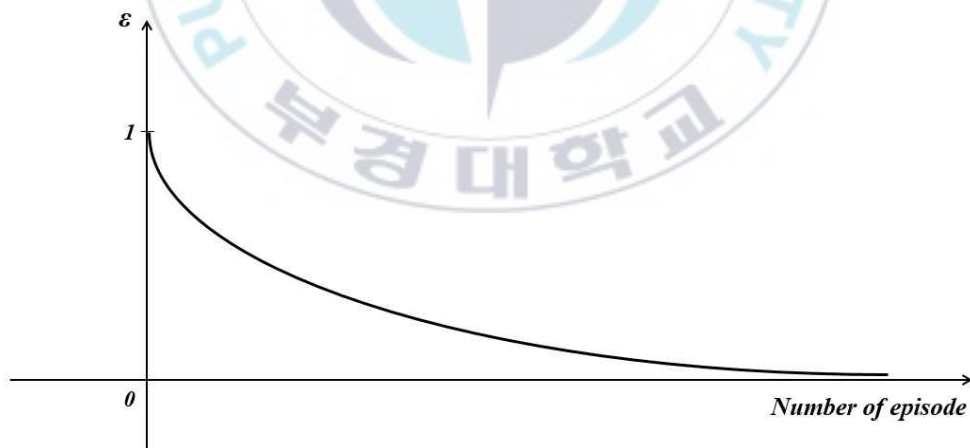


Fig. 4.3. Probability (ϵ) of increase in the influence of the weight (θ) of the number of episodes.

강화학습을 위한 트롤 시뮬레이터에서 현재의 상태 (S)는 소나 모델링을 통해 얻어지는 어군의 위치이며, 행동 (a)은 트롤 어구의 투망이다. 보상값 (r)은 트롤 어구의 중심 지점 (N_0)이 어군을 정확하게 예망할 수 있는지와 어획이 이루어지는 동안 사용한 유류 사용량을 통해 결정된다. 트롤 어구의 중심 지점이 어군을 정확하게 예망할 수 있는지는 모델링된 어군에서 가장 앞쪽에 위치하는 어군 지점 (F_h)과 가장 뒤쪽에 위치하는 어군 지점(H_t)과 트롤 어구의 중심 지점과의 거리를 통해 판단할 수 있다. 어획이 이루어지는 동안 사용한 유류 사용량은 국제연합식량농업기구 (Food and Agriculture Organization of the United Nations, FAO)에서 제공하는 어선의 유류 사용량 산출식 (식 4.4)을 이용하여 유류 소모 변화량을 계산하였다 (Lee and Lee, 2010).

$$C = 0.75 \times P(\text{max}) \times (S / d) \times \dagger \times 0.001 \quad (4.4)$$

여기서, C 는 유류 소모량 (liter), $P(\text{max})$ 는 엔진의 최대 출력 (HP), S 는 규정 연료 소모량 (grams/HP/hour), d 는 연료의 비중, $\dagger$ 는 엔진의 가동 시간 (Hour)이다. 계산에 사용된 엔진의 사양은 (주)현대의 1400 마력급 선박용 HIMSEN 엔진을 선택하였으며, 트롤 어구를 예망 시 규정 연료 소모량은 188.0 g/kWh, 일반적 운항 시 규정 연료 소모량은 150.4 g/kWh이며, 연료의 비중은 1.12이다.

트롤 조업을 실시함에 있어, 투망을 너무 빨리 실시할 경우, 트롤 어구의 안정화가 빨리 되어 어군 지점을 정확하게 예망할 확률은 높아지지만 유류 소모량은 증가하게 된다. 반대로 투망을 너무 늦게 실시할 경우, 유류 소모량은 감소할 수 있으나 트롤 어구의 안정화가 되지 않아 어군 지점을 정확

하게 예망할 확률이 낮아진다. 그러므로 적절한 시점에 트롤 어구를 투망해야 트롤 어구가 어군 지점을 정확하게 예망할 수 있을 뿐만 아니라 유류 소모량도 적절하게 유지할 수 있다. 따라서 보상값은 트롤 어구의 중심 지점과 어군에서 가장 앞쪽에 위치하는 어군 지점과의 거리 ($\overline{N_oF_h}, D_H$), 트롤 어구의 중심 지점과 어군에서 가장 뒤쪽에 위치하는 어군 지점과의 거리 ($\overline{N_oF_t}, D_T$), 유류 사용량 (O)의 최소값과 보정값의 관계를 통해 최종적으로 결정되도록 하였다 (식 4.5).

$$r = \frac{2}{D_H} + \frac{1}{D_T} + \frac{25}{O} \quad (4.5)$$

Fig. 4.4에는 트롤 시뮬레이터에 적용한 네트워크 모델의 개요를 나타내었다. 모델링 된 소나 (Input states)는 어군의 위치를 파악하기 위하여 중첩 적분 (Convolution)과 부자 추출 (Subsampling)의 과정을 3단계 (Layer 1~3)에 걸쳐 진행된다. 이러한 과정은 소나 이미지에서 어군이 위치하는 픽셀과 관계없는 픽셀들을 제외시킬 수 있어 필요한 소나 이미지의 획득 속도를 높일 수 있다. 3단계의 과정을 거친 소나 이미지는 하나의 이미지로 통합 (Full connection)이 되고, 통합된 하나의 이미지는 중첩 적분의 과정을 두번 더 거친 후 (Layer 4~5) 최종적인 출력값 (Output)을 도출한다. 최종적인 출력값으로 나오는 2가지 상황은 트롤 어구의 투망 여부이다.

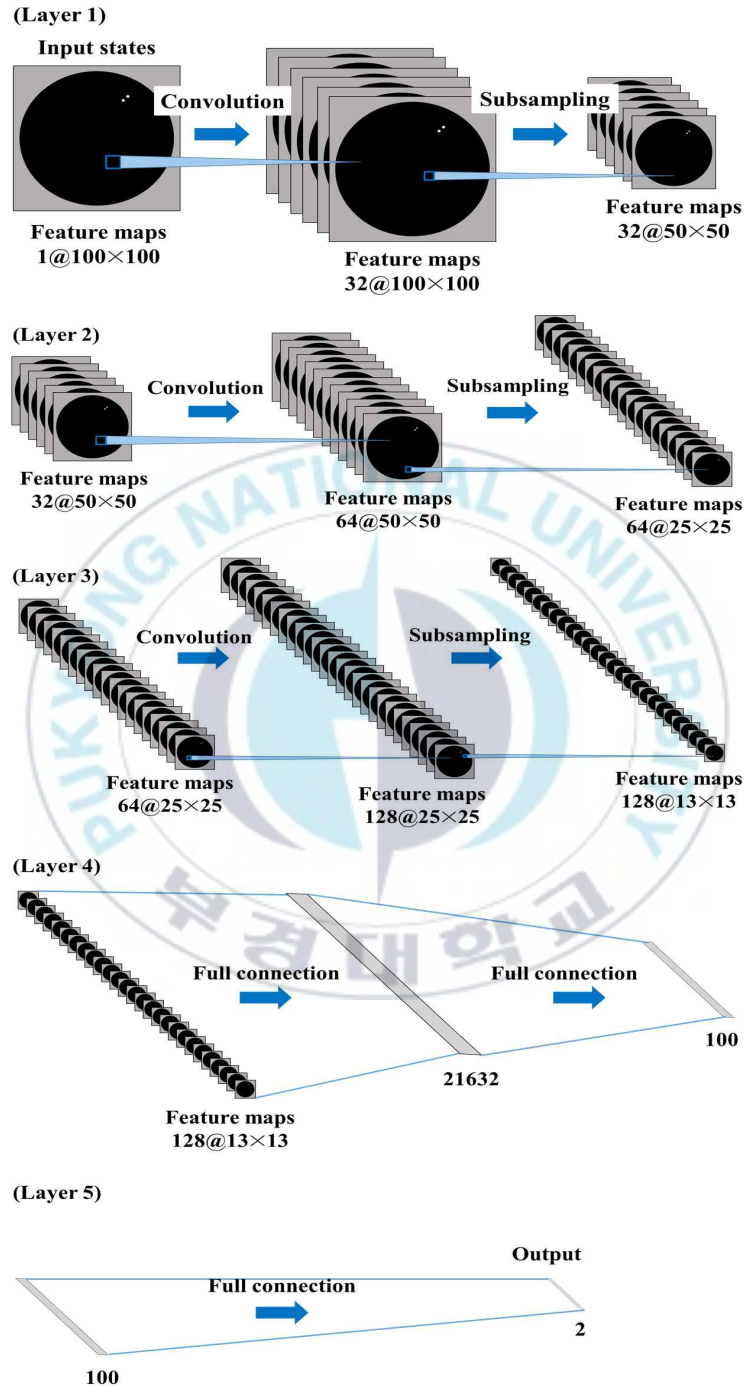


Fig. 4.4. Outline of the network model applied to the trawl simulator.

3. 결과

3.1. 강화학습 적용을 위한 소나 모델링 결과

본 논문에서는 강화학습 적용을 위해 소나 화면의 탐지 범위를 2,000 m로 고정하여 모델링과 샘플링을 하였다. 샘플링 된 소나 화면은 탐지 거리 40 m를 1픽셀로 하여 최적화를 진행하였다. 최적화가 진행된 소나 화면은 이동하는 어군을 Fig. 4.5와 같이 매 타임스텝마다 이미지로 저장이 된다.

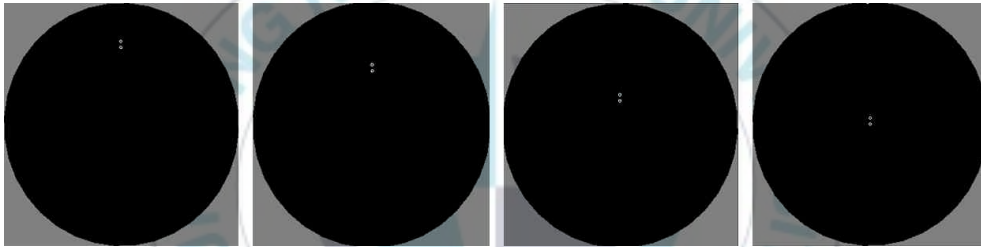


Fig. 4.5. Example of storage of sampled sonar images.

3.2. 퍼지 제어 규칙을 적용한 트롤 시뮬레이터에 강화학습 적용 결과

강화학습이 적용된 트롤 시뮬레이터는 샘플링된 소나 이미지로부터 어군의 위치를 파악하고, 트롤선은 항해를 시작하여 퍼지 제어 규칙을 통해 트롤선의 방향이 제어되고, 임의의 지점에서 트롤 어구를 투망하고 어군을 어획하는 과정을 경험 (Episode)하며, 경험이 종료된 후에는 투망을 실시한 위치에 대한 보상값이 결정된다. 이러한 경험을 10회 진행하면서 경험은 축적 (Store transition)이 되며, 축적된 경험으로부터 랜덤 샘플링을 실시하여 10회에 걸친 강화학습이 진행되도록 하였다. 10회에 걸친 강화학습이 종료되면, 다시 경험을 진행하고 강화학습이 진행된다. 이러한 강화학습 과정은 500회 (총 경험 5,000회)에 걸쳐 진행이 되고 나면 최종적인 보상값이 결정되고, 그에 따른 트롤 어구의 투망 위치를 도출해 낼 수 있었다.

트롤선으로부터 2,000 m 떨어진 지점에서 우현 10° 방향의 수심 200 m에 위치한 어군을 어획하기 위하여 최적의 트롤 어구 투망 지점을 도출하기 위한 강화학습을 실시해보았다. 이때 어군의 이동 속도는 0.6 knot이며, 트롤선은 4.0 knot의 속력으로 항해와 예망을 실시한다 (Fig. 4.6). 이러한 조건에 대해 강화학습을 10회 진행하였을 경우에는 보상값이 2.027로 결정되었고, 20회 진행하였을 경우에는 2.063, 100회를 진행하였을 경우에는 2.196, 500회를 진행하였을 경우에는 2.276, 1,000회를 진행하였을 경우에는 2.301, 최종적으로 5,000회를 진행하였을 때에는 3.584의 보상값이 결정되었다 (Table 4.1). 강화학습을 통해 결정된 보상값은 강화학습을 10회 진행하였을 경우에 대비하여 100회 진행하였을 경우, 보상값이 8% 정도 증가하였으며, 1,000회를 진행하였을 경우에는 12%, 최종적으로 5,000회를 진행하였을 경우에는 43% 정도 증가하는 것으로 나타났다.

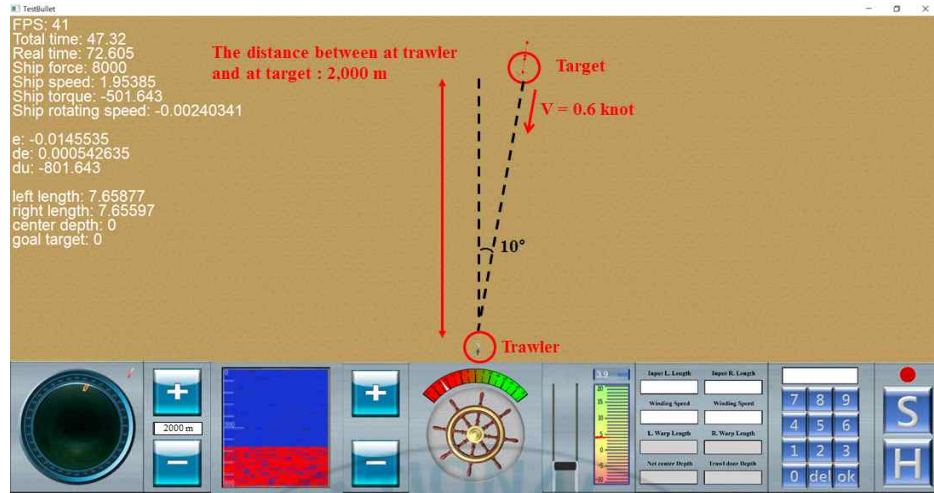


Fig. 4.6. Initial positions of trawler and fish school for the reinforcement learning.

Table 4.1. Results of the reward value determined through reinforcement learning of the trawl simulator

Reinforcement learning frequency	Distance of between trawl gear and fish school		Spending oil (O, liter)	Rewards
	D_H (m)	D_T (m)		
10	2.409	1.400	51.795	2.027
20	2.301	1.400	51.795	2.063
30	2.375	1.400	51.795	2.039
40	2.310	1.378	51.795	2.074
50	2.197	1.370	51.795	2.123
100	2.114	1.304	51.795	2.196
200	2.092	1.207	51.754	2.268
300	2.090	1.207	51.752	2.269
400	2.087	1.254	51.708	2.239
500	2.087	1.198	51.712	2.276
1,000	2.043	1.193	51.651	2.301
2,000	1.186	0.466	50.515	2.748
3,000	1.184	0.429	50.746	2.836
4,000	0.971	0.476	51.473	3.080
5,000	0.961	0.327	50.825	3.584

결정된 보상값을 통해 도출된 최적의 투망 시점은 트롤 시뮬레이터의 투망 버튼 (S 버튼) 위에 표시등으로 나타내었다. 투망 시점이 아닌 경우에는 표시등의 색깔이 빨강색 (Stay)으로 나타나며, 투망 시점에서는 표시등의 색깔이 초록색 (Shooting)으로 나타나도록 하였다 (Fig. 4.7). 이 때 투망을 실시하여 트롤 어구의 중심 지점이 어군 지점과의 오차를 최소화하여 예망할 수 있었으며, 유류도 적절하게 소비시킬 수 있었다.

Fig. 4.8에는 퍼지 제어 규칙과 강화학습을 적용한 트롤 시뮬레이터의 구동 모습의 예를 나타내었다.

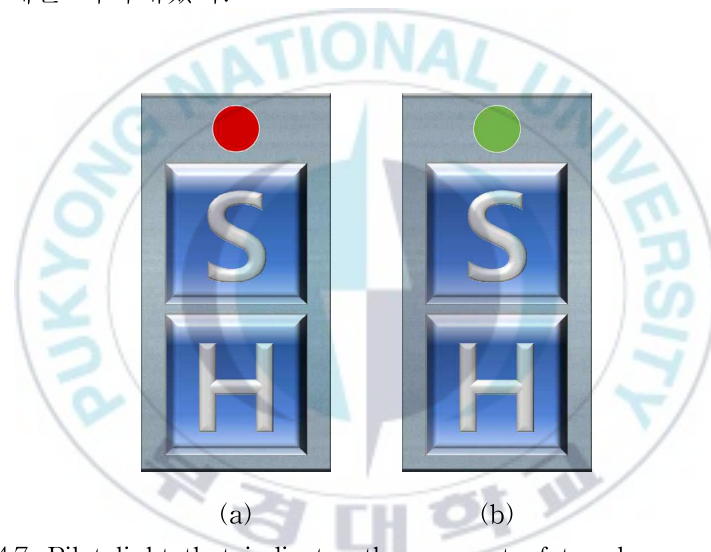


Fig. 4.7. Pilot light that indicates the moment of trawl gear casting;
(a) Stay and (b) Shooting.

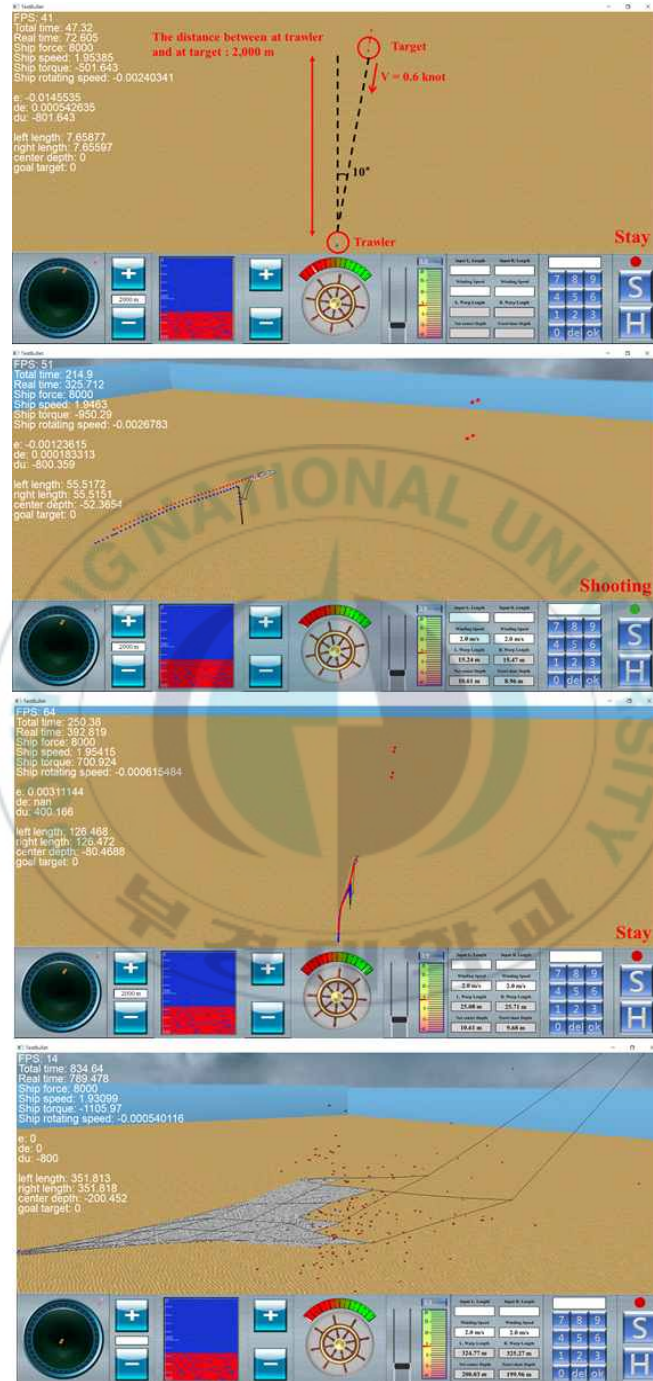


Fig. 4.8. Example of the operation of the trawl simulator with fuzzy control rules and reinforcement learning.

4. 고찰

인공지능형 조업 시스템은 목표 어군의 선택부터 조업에 이르는 모든 과정을 숙련된 경험에 의한 조업 규칙을 토대로 구현되므로 최상의 조업성과를 낼 수 있고, 학습의 가중치에 따라 에너지 소비를 최소화하는 조업을 실현할 수 있다.

트롤 조업을 실시함에 있어, 투망을 너무 빨리 실시할 경우에는 트롤 어구의 안정화가 빨리 되어 어군 지점을 정확하게 예망할 확률은 높아지지만 유류 소모량은 증가하게 된다. 반대로 투망을 너무 늦게 실시할 경우에는 유류 소모량은 감소할 수 있으나 트롤 어구의 안정화가 되지 않아 어군 위치를 정확하게 예망할 확률이 낮아진다. 그러므로 적절한 시점에 트롤 어구를 투망해야 트롤 어구가 어군 위치를 정확하게 예망할 수 있을 뿐만 아니라 유류 소모량도 최소화 수 있다.

본 논문에서는 트롤 어구의 적절한 투망 시점을 도출하기 위하여 텐서플로 (Tensorflow) 라이브러리를 사용하여 앞에서 개발된 트롤 시뮬레이터에 딥 러닝 (Deep learning)과 강화학습 (Reinforcement Learning)이 결합된 Deep-Q-Network (DQN)를 적용하였다. 소나로부터 얻어진 어군의 위치를 모델링하고 샘플링하여 정규화 된 이미지로 나타내었고, 가중치에 의해 트롤 어구를 투망하는 행동이 이루어지게 하였다. 행동이 이루어지고 나면 보상값을 결정하게 된다. 보상값은 트롤 어구의 망구 중심이 어군 위치를 정확하게 예망할 수 있는지와 어획이 이루어지는 동안 사용한 유류 사용량을 통해 결정된다. 결정된 보상값을 통해 가중치는 수정이 되고, 수정된 가중치에 의해 트롤 어구를 투망하는 행동과 보상값 결정의 과정이 계속해서 반복되면서 강화학습이 이루어진다. 본 논문에서는 트롤 시뮬레이터에 총 5,000회의 조업 기술을 경험시켜 강화학습을 시켰으며, 이를 통해 적절한

투망 위치를 도출하였다. 강화학습을 10회 진행하였을 경우에 대비하여 강화학습을 100회 진행하였을 경우에는 보상값은 8% 정도 증가하였고, 1,000회를 진행하였을 경우에는 12% 정도 보상값이 증가하였고, 최종적으로 5,000회를 진행하였을 경우에는 43% 정도 보상값이 증가하는 것으로 나타났다. 최종적으로 강화학습이 끝난 후 결정된 보상값을 통해 최적의 투망 시점을 트롤 시뮬레이터에 구현하였다. 따라서 트롤 시뮬레이터에서 소나와 어군 탐지기를 통해 어군을 탐지한 후, 퍼지 제어 규칙을 통해 트롤선이 어군 방향으로 항해를 하게 되고, 항해하는 과정 중에 강화학습을 통해 도출된 최적의 투망 위치가 결정되면 트롤 어구의 투망을 실시한다. 이후 퍼지 제어 규칙을 통해 트롤 어구의 3차원 제어가 실시되어 어획을 하게 된다.

본 논문에서는 식 4.5와 같이 보상식을 사용하여 최종적인 보상값을 결정하였다. 추후 연구를 통해서 조업 방법, 트롤선의 제원의 변화, 트롤 어구의 사양에 관계없이 사용할 수 있는 보상식이 제시된다면 최적화된 보상값을 결정함에 있어 큰 도움이 될 수 있을 것으로 판단되며, 최적화된 보상값을 통해 트롤 어구의 투망 시점의 최적화를 이루어 낼 수 있을 것으로 기대된다.

또한 트롤 시뮬레이터에 적용하였던 강화학습 알고리즘을 실제 트롤선에도 적용할 수 있는 제어기기의 개발을 통해 실제 트롤선의 선장, 항해사들의 조업 기술을 학습 수 있는 연구가 진행되어야 할 것으로 판단된다. 이러한 추후 연구를 통해 인간의 경험적 요소를 적용한 강화학습이 이루어진다면, 간부 선원들의 각기 다른 조업 기술을 학습하여 최적의 조업 기술을 도출해 낼 수 있어 초보 간부 선원들도 학습된 최적의 조업 기술을 활용하여 어획의 성공률을 높이는데 도움이 될 것으로 기대된다.

V. 종합 고찰

트롤 어업은 대형의 어구를 이용하여 많은 물고기를 일시에 어획하는 어업으로 어군 탐색, 트롤 어구 투망, 양망의 과정으로 어획이 이루어진다. 어획의 성공률을 높이기 위해서는 어군의 위치를 정확하게 파악하고 트롤선과 트롤 어구의 제어를 통해 어획을 목표로 하는 어군의 위치와 수심을 정확하게 예망할 수 있어야 한다. 이러한 제어는 선장, 항해사, 어로장 등 간부 선원에 의해 이루어지며, 간부 선원의 지식, 경험, 숙련도에 따라 제어하는 방법의 차이가 발생한다. 하지만 간부 선원의 고령화와 구인난은 점점 심각해지고 있어 트롤 업계에서는 외국인 간부 선원의 고용을 고려하고 있는 실정이다. 따라서 젊고 유능한 양질의 간부 선원을 배출하기 위하여 수산 관련 교육기관이나 수산 회사에서는 다양한 교육·훈련을 실시하고 있다. 특히 시뮬레이터를 활용하여 다양한 해양환경 조건에 따른 어로 기술을 습득할 수 있는 간접적 경험 교육·훈련이 활발히 이루어지고 있다. 수산 관련 교육기관이나 수산 회사에서는 간접적 경험 교육·훈련을 할 수 있는 어로 시뮬레이터의 수요가 계속해서 제기되고 있다. 어로 시뮬레이터를 통해 어로 기술에 대한 지식을 높이고 숙련도를 향상시킬 수도 있지만 선원 구인난과 인건비 부담을 줄이기 위해 트롤 시스템의 자동화도 필요하다. 숙련된 기술이 필요한 트롤선의 방향 제어와 끌줄 길이 조절을 통한 트롤 어구의 수심 제어, 트롤 어구의 적절한 투망 시점의 결정을 자동화하여 제어 할 수 있는 기술이 필요하다.

본 논문에서는 수산관련 교육기관이나 수산 회사에서 교육·훈련을 위한 트롤 시뮬레이터를 개발하였다. 또한 트롤선의 방향과 트롤 어구의 수심 제어를 자동으로 할 수 있는 알고리즘을 개발하였고, 개발된 알고리즘은

트롤 시뮬레이터에 적용하여 정확성과 실현 가능성을 평가해보았다. 그리고 강화학습을 트롤 시뮬레이터에 적용하여 조업 기술을 학습할 수 있도록 하였고, 학습된 결과를 통해 트롤 어구를 투망하는 적절한 시점을 도출하여 표현하였다.

개발된 트롤 시뮬레이터는 트롤선, 트롤 어구, 어로 원치, 어군 탐지, 어선 속력 및 방향 제어로 구성되는 트롤 시스템 요소를 모델링하였다. 트롤선은 그라함 스캔 알고리즘을 적용하여 모델링을 실시하였으며, 트롤 어구는 현재 사용 중인 중층·저층 트롤 어구를 선정하여 질량-스프링 모델로 기술하였다. 어로 원치는 목표로 하는 끌줄 길이의 입력과 어로 원치의 동작 속도 입력을 통해 끌줄의 길이가 조절 될 수 있도록 질량-스프링 모델로 기술하였다. 소나와 어군 탐지기는 실제의 소나와 어군 탐지기의 원리를 고려하여 어군과의 충돌 검사의 원리를 통해 구현 될 수 있도록 모델링하였다. 트롤선의 속력은 추진력과의 관계를 통해, 방향은 회전 토크와의 관계를 통해 운동 특성을 모델링하였다. 또한 트롤 시뮬레이터에서 구현될 어군은 조타 행동 규칙을 사용하여 분리, 정렬, 응집의 행동을 할 수 있도록 모델링 하였으며, 반사 벡터를 적용하여 회피하는 행동을 할 수 있도록 모델링하였다. 모델링 된 어군은 해저 바닥, 끌줄, 전개판 통과시에 1차 충돌 검사, 그물 입구 통과시에 2차 충돌 검사를 거친 후 최종적으로 어획여부가 결정되도록 하였다. 모델링된 각각의 시스템들을 트롤 시뮬레이터로 구현을 함에 있어 질량-스프링 모델을 통해 유연체인 트롤 어구와 강체인 트롤선을 연결된 하나의 시스템으로 기술하였고, 불릿 엔진을 사용하여 충돌 감지, 강체 및 유연체의 물리 시뮬레이션을 구현하였다. 불릿 엔진을 적용함에 따라 충돌 검사를 진행해야하는 자료와 역학적 운동 모델 자료들이 서로 유기적으로 연결되어 계산이 효율적으로 진행되어 졌다.

개발된 트롤 시뮬레이터는 소프트웨어를 기반으로 하여 개인용 데스크톱

컴퓨터나 노트북에서도 원활히 작동이 가능하며 사용이 용이하고 간편하다. 또한 기존에 개발된 어로 시뮬레이터와는 달리 대형의 하드웨어와 많은 수의 컴퓨터도 필요로 하지 않기 때문에 공간적인 제약을 가지지도 않는다. 따라서 개발된 트롤 시뮬레이터 통해 다양한 해양 환경 요소에 대한 조업 기술을 습득하는 도움이 될 것으로 기대되며, 추후 연구에서는 앞서 모델링한 트롤 시스템, 어군 행동 이외에도 실제 트롤 조업에 많은 영향을 주는 조류와 파랑 등의 해양 환경 요소들의 모델링이 정확하게 이루어지고 적용하여 더욱더 현실성 있는 트롤 시뮬레이터가 될 수 있도록 해야 할 것이다.

트롤 조업 시스템을 자동화시키기 위해서는 트롤선의 방향 제어와 함께 트롤 어구의 수심 제어가 동시에 제어될 수 있는 3차원 제어 방법이 필요하다. 복잡하고 비선형적인 트롤 시스템을 완벽하게 제어하기에는 어려움이 있으나, 본 논문에서는 트롤 시스템을 제어하기 위해서 퍼지 제어 규칙을 사용하였다. 퍼지 제어는 다양한 제어 방법 중의 하나로 퍼제어 시스템의 제어를 인간이 사용하는 언어적인 제어 규칙을 이용하고, 제어 대상의 정확한 수학적 모델이 필요 없다는 특징이 있다.

트롤 어구는 트롤 어구의 수심 제어와 트롤선과 트롤 어구의 진행 방향을 고려한 연계 제어 규칙을 통해 3차원으로 제어가 가능하였다. 트롤 어구의 3차원 제어 결과 5% 이내의 오차로 트롤 어구의 수심을 제어 할 수 있었다. 또한 설계된 제어 규칙은 유능한 선장이나 항해사가 현장에서 사용하는 언어적인 제어 규칙을 트롤 시뮬레이터에 적용하여 트롤선의 방향과 끌줄의 길이를 자동으로 제어 할 수 있도록 하였다.

실제 트롤 조업에서 트롤 어구의 3차원 제어는 트롤선의 속력과 방향 제어, 끌줄의 길이 제어를 함께 사용하여 이루어지나, 본 논문에서는 트롤선의 속력은 동일하게 주고 좌우 끌줄의 길이 또한 동일하게 제어하여 트롤 어구의 3차원 제어를 실시하였다. 따라서 추후 연구에서는 좌우 끌줄의 길

이를 각각 제어할 수 있는 퍼지 제어 규칙과 트롤선의 속력 변화에 따른 트롤 어구의 3차원 제어가 고려된 연구가 수행되어야 할 것이다. 그리고 해양 환경 요소를 고려하여 퍼지 제어 규칙의 최적화에 대한 후속 연구와 함께 최적화된 퍼지 제어 규칙을 실제 트롤선에 탑재된 소나, 어군 탐지기, 조타기, 어로 윈치 시스템에 적용할 수 있는 변환 장치의 개발에 관한 후속 연구가 진행된다면, 실제 트롤 조업에서도 퍼지 제어 규칙에 의한 트롤 어구의 3차원 제어를 실시할 수 있을 것으로 기대된다. 이러한 후속 연구를 통해 트롤선의 방향과 끌줄의 길이 제어 과정을 자동화 할 수 있을 것으로 기대되며, 양질의 간부 선원의 구인난과 인건비에 대한 부담을 줄일 수 있을 것으로 판단된다.

강화학습은 입력된 상태를 파악하고 정해진 가중치에 맞는 행동을 실시한 뒤, 그 행동에 대한 보상을 받는 과정을 반복해서 학습을 진행하여 최적의 보상 값을 받는 과정이다. 강화학습은 많은 분야에 적용되고 있으며 사회 전분야로 점차 확대되어 사용되고 있으나, 아직까지 수산 분야에 강화학습을 적용시킨 기술이나 연구 결과는 없다.

트롤 어구가 어군을 정확하게 예망하면서 유류 소모량도 최소화하기 위해서는 적절한 시점에 트롤 어구를 투망해야 한다. 하지만 적절한 시점이란 간부 선원의 경험과 숙련도에 따라 다르므로 일반화하여 나타내기 어렵다. 본 논문에서는 트롤 어구의 적절한 투망 시점을 도출하기 위한 강화학습 알고리즘을 개발하였으며, 이를 앞에서 개발된 트롤 시뮬레이터에 적용하였다. 강화학습이 적용된 트롤 시뮬레이터는 소나 화면을 통한 어군의 위치를 이미지화하여 입력된 상태를 파악할 수 있다. 입력된 상태를 통해 트롤선은 설계된 방향 제어 규칙이 적용되어 어군 방향으로 항해를 하게 되고, 임의의 지점에서 트롤 어구를 투망하는 행동을 실시한다. 이후 트롤 어구의 3차원 제어 규칙을 통해 트롤 어구의 제어가 실시되어 어획을 하게

하였다. 어획이 끝난 후, 어획의 성공률과 어획하는 동안의 유류 소모량을 통해 보상값을 결정하였고, 이러한 과정을 스스로 반복적으로 수행하여 학습하는 과정을 거쳐 최적의 보상값을 결정할 수 있게 되었다. 그리고 최적화된 보상값을 통해 트롤 어구의 투망 시점을 도출할 수 있게 되었다.

추후 연구에서 트롤 시뮬레이터에 적용하였던 강화학습 알고리즘을 실제 트롤선에도 적용할 수 있는 제어기기의 개발이 이루어진다면, 실제 트롤선의 선장, 항해사들의 조업 기술을 학습 수 있을 것으로 기대된다. 인간의 경험적 요소를 강화학습을 통해 선장, 항해사들의 각기 다른 조업 기술을 학습하여 최적의 조업 기술을 도출해 낼 수 있을 것으로 판단되며, 이를 통해 어획 성능과 선택성을 높이는데 도움이 될 것으로 기대된다.

본 논문에서는 퍼지 제어 규칙을 설계하여 트롤선의 방향 제어와 트롤 어구의 3차원 제어를 실시하였고, 최적의 투망 시점은 강화학습을 통해 도출하였다. 추후 트롤선의 방향 제어와 트롤 어구의 3차원 제어뿐만 아니라 트롤선의 속력 제어에도 강화학습을 적용시키는 연구가 진행된다면 트롤 조업의 전과정을 학습할 수 있고 학습을 통해 최적의 조업 방법을 제안하여 어획의 성공률을 향상시키는데 기여할 수 있을 것으로 기대된다. 이러한 인공지능형 조업 시스템은 목표 어군의 선택부터 조업에 이르는 모든 과정을 숙련된 경험에 의한 조업 규칙을 토대로 구현되므로 최상의 조업성과를 낼 수 있고, 에너지 소비를 최소화하는 조업 또는 고급 어종과 저급 어종이 섞여있는 어장은 고급 어종 위주의 조업 등이 가능하여 목적에 따라 최적화된 어업을 실현할 수 있을 것이다. 또한 어구의 위치를 3차원 공간에서 정밀하게 제어할 수 있으므로 저격식 조업이 가능할 뿐만 아니라 저층트롤의 경우에 그물의 해저 바닥 접촉을 최소화하도록 제어하여 어구에 의한 생태계 파괴를 크게 줄일 수 있을 것으로 기대된다.

VI. 요약

시뮬레이션 프로그램이나 시뮬레이터를 이용하는 간접적 경험은 조업 기술을 습득함에 있어 큰 도움이 된다. 본 논문에서는 어선과 어구의 상호작용에 의한 동적 거동을 시간 영역에서 해석하기 위하여 트롤선과 트롤 어구를 독립적 시스템이 아니라 서로 영향을 주고받는 연계된 시스템으로 모델링하였다. 또한 사용하기 용이하고 개인의 데스크톱 컴퓨터나 노트북에서도 구동이 될 수 있는 소프트웨어가 중심이 된 트롤 시뮬레이터를 개발하였다. 개발된 트롤 시뮬레이터는 어선과 어구가 연계된 시스템에 대한 해석이 가능하며, 어선, 어구 및 어군을 복합적으로 해석하여 구현된다. 따라서 어군 탐색부터 어획까지의 전 과정을 교육·훈련 할 수 있어 조업 기술을 숙련시키는데 큰 도움이 될 것으로 기대된다.

트롤 조업 시스템은 트롤선과 어구가 끝줄로 연결되고, 트롤선의 예망력에 의해 어구가 예망되기 때문에 트롤 어구의 위치와 수심 제어는 어획의 성공 여부를 결정짓는 가장 중요한 요소로 작용한다. 본 논문에서는 퍼지 제어 규칙을 설계하여 트롤 어구의 3차원 수심 제어가 자동으로 이루어 질 수 있도록 하였다. 설계된 퍼지 제어 규칙은 트롤 시뮬레이터에 적용하여 제어 규칙의 정확성을 분석하였다. 설계된 제어 규칙에 의해 트롤 어구는 3차원으로 제어가 가능하여 5% 이내의 오차로 트롤 어구의 수심을 제어 할 수 있었다. 따라서 설계된 제어 규칙의 정확성이 입증되었고, 추후 퍼지 제어 규칙을 실제 트롤 시스템과 연결할 수 있는 변환 장치가 개발된다면 트롤선의 방향 제어와 트롤 어구의 수심 제어를 자동화할 수 있을 것으로 기대된다.

인공지능 기술 중의 하나인 강화학습은 딥 러닝과 결합되어 많은 분야에 적용이 되고 있다. 본 논문에서는 앞에서 개발된 트롤 시뮬레이터에 강화학습 알고리즘을 적용시켜 트롤 조업 과정에서 최적의 트롤 어구의 투망 시점을 도출하였다. 강화학습이 적용된 트롤 시뮬레이터는 소나 화면을 모델링하여 샘플링한 이미지를 통해 입력된 상태를 파악한 뒤, 임의의 시점에서 트롤 어구를 투망하는 행동을 계속해서 실시하고, 투망을 실시한 시점에 대한 보상값을 결정하도록 하였다. 강화학습을 진행할수록 보상값은 증가하였고, 강화학습을 10회를 진행하였을 때에 비해 강화학습을 5,000회를 진행하였을 경우에 보상값이 43% 증가하였다.

퍼지 제어 규칙과 강화학습을 적용시킨 트롤 시뮬레이터는 소나와 어군 탐지기를 통해 어군을 탐지한 후, 퍼지 제어 규칙을 통해 트롤선이 어군 방향으로 항해를 하고, 항해하는 과정 중에 강화학습을 통해 도출된 최적의 투망 위치에 도달하면 트롤 어구의 투망을 실시하였다. 이후 퍼지 제어 규칙을 통해 트롤 어구의 3차원 제어가 실시되어 어획을 하게 되었다. 따라서 본 논문을 통해 설계된 퍼지 제어 규칙과 강화학습은 추후 트롤 조업의 자동 제어를 구현하는데 기초 자료가 될 것으로 기대된다.

참고문헌

- Aoki, I., 1982. A simulation study on the schooling mechanism in fish. Bulletin of the Japanese Society of Scientific Fisheries. 48(8), 1081-1088.
- Bergen, G., 1997. Efficient collision detection of complex deformable models using AABB trees. Journal of graphics tools. 2(4), 1-13.
- Bos, J.E., MacKinnon, S.N., Patterson, A., 2005. Motion sickness symptoms in a ship motion simulator: effects of inside, outside, and no view. Aviation, Space, and Environmental Medicine. 76(12), 1111-1118.
- Cha, B.J., 2003. Numerical simulation on the dynamic characteristics of the trawl system. PhD Thesis, Pukyong National University, Busan, Korea. pp. 90
- Coumans, E., 2009. OpenCL game physics. Bullet : A case study in optimizing physics middleware for the gpu. NVIDIA Game Technology Conference.
- Fang, M., Lin, K., Shu, Z., 2004. An indigenous pc-based ship simulator incorporating the hydrodynamic numerical model and virtual reality technique. Journal of the Society of Naval Architects and Marine Engineers. 23, 87-95.
- Hosseini, S.A., Lee, C.W., Kim, H.S., Lee, J.H., Lee, G.H., 2011. The sinking performance of the tuna purse seine gear with large-meshed panels using numerical method. Fish Sci. 77, 503-520.

- Hu, F.X., Tokai, T., Matuda, K., 2001. A computer simulation for the net position control of midwater trawl system. *Nippon Suisan Gakkaishi*. 67(2), 226-230.
- Huth, A., Wissel, C., 1992. The simulation of the movement of fish schools. *J. Theor. Biol.* 156(3), 365-385.
- Johansen, V., Egeland, O., Sørensen, A.J., 2001. Modelling and control of a trawl system in the transversal direction. *IFAC Proceedings*. 34(7), 243-248.
- Katz, Y., Tunstrøm, K., Ioannou, C.C., Huepe, C., Couzin, I.D., 2011. Inferring the structure and dynamics of interactions in schooling fish. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*. 108(46), 18720-18725.
- Kim, H.Y., Lee, C.W., Shin, G.K., Kim, H.S., Cha, B.J., Lee, G.H., 2007. Dynamic simulation of the behavior of purse seine gear and sea-trial verification. *Fish Res.* 88(1-3), 109-119.
- KMRI, 2017. *Monthly maritime korea*. 6, 132-135.
- Kong, X., Everett, H., Toussaint, G., 1990. The graham scan triangulates simple polygons. *Pattern Recognition Letters*. 11(11), 713-716.
- Lee, C.W., 1994. Fuzzy logic control for a simplified trawl system. *J Kor Soc Fish Tech.* 30(3), 189-198.
- Lee, C.W., 1995. Depth control of a midwater trawl gear using fuzzy logic. *Fish Res.* 24(4), 311-320.
- Lee, C.W., Jang, C.S., Kim, M.S., Shin, H.O., Kim, I.J., 1998. Measurements of midwater trawl system and dynamic characteristics.

- J Kor Soc Fish Tech. 34(3), 294-301.
- Lee, C.W., Lee, J.H., Kim, I.J., 2000. Application of a fuzzy controller to depth control of a midwater trawl net. Fish Sci. 66(5), 858-862.
- Lee, C.W., Zhang, C.I., Shin, H.O., 2001. Simplified trawl system modeling and design of a depth control system using fuzzy logic. Fish Res. 53(1), 83-94.
- Lee, C.W., Kim, Y.B., Lee, G.H., Choe, M.Y., Lee, M.K., Koo, K.Y. 2008a. Dynamic simulation of a fish cage system subjected to currents and waves. Ocean Eng. 35, 1521-1532.
- Lee, G.H., Lee, C.W., Kim, Y.B., He, P., Choe, M.Y., 2008. Simulation of the virtual mackerel behavior to the trawl gear. J Kor Soc Fish Tech. 44(1), 10-19.
- Lee, G.H., 2009. Development of fishing simulation model and implementation of fishing simulator. PhD Thesis, Pukyong National University, Busan, Korea. pp. 108
- Lee, J.H., Lee, C.W., Cha, B.J., 2005. Dynamic simulation of tuna longline gear using numerical methods. Fish Sci. 71, 1287-1294.
- Lee, J.H., Lee, C.W., 2010. Low-Carbon trawl design with analysis of a gear drags and calculation of construction costs using numerical methods. J Kor Soc Fish Tech. 46(4), 313-323.
- Lee, M.K., 2016. Study on fishing characteristics and strategies of Korean tuna purse seine fishery in the Western and Central Pacific Ocean. PhD Thesis, Pukyong National University, Busan, Korea. pp. 161
- Mandani, E.H., Assilian, S., 1975. An experiment in linguistic synthesis

- with a fuzzy logic controller. *International journal of man-machine studies*. 7(1), 1-13.
- Ministry of Oceans and Fisheries, 2017. Korean seafarer's statistical year book. <http://www.koswec.or.kr/koswec/information/sailorshipstatistics/detailSailorShipStaticsPage.do> (accessed May 2017).
- Mizumoto, M., 1988. Fuzzy controls under various fuzzy reasoning methods. *Information sciences*. 45(2), 129-151.
- Mnih, V., Kavukcuoglu, K., Silver, D., Rusu, A.A., Veness, J., Bellemare, M.G., Graves, A., Riedmiller, M., Fidieland, A.K., Ostrovski, G., Petersen, S., Beattie, C., Sadik, A., Antonoglou, I., King, H., Kumaran, D., Wierstra, D., Legg, S., Hassabis, D., 2015. Human-level control through deep reinforcement learning. *Nature*. 518, 529-533.
- Okazaki, T., Koike, T., Hirai, Y., Kayano, J., 2010. Development of ship simulator system for designing auto-pilot. *World Automation Congress (WAC)*. Print ISSN: 2154-4824.
- Pitcher, T.J., Partridge, B.L., 1979. Fish school density and volume. *Marine Biology*. 54(4), 383-394.
- Precup, R.E., Hellendoorn, H., 2011. A survey on industrial applications of fuzzy control. *Computers in industry*. 62(3), 213-226.
- Reynolds, C.W., 1987. Flocks, herds and schools : A distributed behavioral model. *SIGGRAPH '87 Proceedings of the 14th annual conference on Computer graphics and interactive techniques*. 25-34.
- Reynolds, C.W., 1999. Steering behaviors for autonomous characters. *Game developers conference*.
- Sun, X.F., Yin, Y., Zhang, X F., 2010. Research on hydrodynamic model

of nets in fishing simulator. Journal of System Simulation. 22, 1600-1603.

Tsitsiklis, J.H., Van Roy, B., 1997. An Analysis of Temporal-Difference Learning with Function Approximation. IEEE TRANSACTIONS ON AUTOMATIC CONTROL. 42(5), 674-690.

Zhao, Y., Yun, S.M., Cheng, G.L., 2016. An improved backstepping-based controller for three-dimensional trajectory tracking of a midwater trawl system. Journal of Control Science and Engineering. Article ID 1358412, 11.



감사의 글

6년이라는 시간 동안 석사, 박사 과정을 무사히 마무리 할 수 있게 보듬어 주시고 올바른 연구자의 길을 걸어갈 수 있도록 지도해 주신 이춘우 교수님께 존경과 감사의 인사를 드립니다. 바쁘신 와중에도 많은 격려와 조언으로 학위 논문을 마무리 할 수 있도록 지도해주신 차봉진 박사님, 김형석 교수님, 김영봉 교수님, 이지훈 교수님께 깊은 감사의 인사를 드립니다. 그리고 학문적으로, 인성적으로 많은 가르침과 의욕을 북돋아주셨던 신형일 명예교수님, 이주희 명예교수님, 강일권 명예교수님, 장창익 교수님, 홍철훈 교수님, 이대재 교수님, 김형석 교수님, 임석원 교수님께 감사의 인사를 드리며, 항상 미소와 함께 가르침을 주신 권병국 교수님께도 감사의 인사를 드립니다.

지난 6년을 함께 해주신 이명우 선배님, 활력소 원성재 선배님, 저의 119 최무열 박사님, 항상 든든한 버팀목이 되어주셨던 이지훈 교수님께 다시 한 번 감사의 마음을 전하고 싶습니다.

석·박사 과정을 무사히 끝낼 수 있도록 많은 격려와 관심, 도움을 주신 김현영 박사님, 이건호 박사님, 윤홍근 선배님, 강경미 박사님, 이인현 선배님, 그동안 함께 했던 해양생산시스템 실험실 후배들 모두에게 감사의 마음을 전합니다. 그리고 대학원 진학의 길목에서 방향을 제시해 주셨던 황보규 교수님께도 감사의 인사를 드립니다.

끝으로 공부를 계속할 수 있도록 지원과 격려, 사랑을 주시는 할머니, 아빠, 엄마, 큰고모, 큰고모부, 작은고모, 삼촌, 숙모, 동생들에게 감사와 사랑의 마음을 전합니다.