

船舶 接離岸의 퍼지學習制御

具滋允* · 李哲榮**

On the Ship's Berthing Control by introducing the Fuzzy Neural Network

Ja-Yun Koo · Cheol-Yeong Lee***

〈目 次〉	
Abstract	4. 接岸停船制御 Subsystem의 表現과 學習데이터의 獲得
1. 序論	5. 接岸停船制御 Subsystem의 前件部 所屬兩數 및 制御規則의 同定
2. 퍼지 神經回路網	6. 結論
3. 接離岸 System의 構成과 航行制御 Subsystem	參考文獻

Abstract

Studies on the ship's automatic navigation & berthing control have been continued by way of solving the ship's mathematical model, but the results of such studies have not reached to our satisfactory level due to its non-linear characteristics at low speed.

In this paper, the authors propose a new berthing control system which can evaluate as closely as captain's decision-making by using the FNN(Fuzzy Neural Network) controller which can simulate captain's knowledge. This berthing controller consists of the navigation subsystem FNN controller and the berthing subsystem FNN controller. The learning data are drawn from Ship Handling Simulator (NavSim NMS-90 MK III) and represent the ship motion characteristics internally. According to learning procedure, both FNN controllers can tune membership functions and identify fuzzy control rules automatically. The verified results show the FNN controllers effective to incorporate captain's knowledge and experience of berthing.

* 정희원, 한국해기연수원

** 정희원, 한국해양대학교

1. 서 론

자동항행 시스템 설계의 일환으로 선박의 자동 접이안에 대한 연구가 일부 행해지고 있다.^{14)~15)} 선박의 접이안 제어문제의 특징은 선박이 저속이기 때문에 바람이나 조류의 영향을 크게 받게 되고, 더구나 선박의 운동이 직진과 변침만으로 되지 않고 상당히 복잡한 운동패턴을 취하기 때문에, 이러한 복잡한 운동을 기존의 동정방법에 의해 인식하는 것은 거의 불가능하다. 따라서 저속시의 선체운동과 같은 복잡한 비선형 특성을 가진 시스템이나 불확실한 정보를 가진 데이터를 표현하는 데는 인간의 두뇌 작용을 모방한 신경회로망(Neural Network)과 퍼지논리(Fuzzy Logic)가 매우 효과적이다.⁵⁾

퍼지논리 제어기는 전문가의 경험을 제어규칙으로 표현하여 제어량을 결정한다. 그러므로 기존의 제어기와 비교하여 이론적, 언어적 제어의 특징을 가지고 있으며, 부정확하고 애매한 정보를 취급할 수 있다. 그러나 전문가의 지식으로부터 제어규칙을 구축해야 하는 문제점이 있다. 즉, 시스템의 퍼지모델을 구한다는 것은 주어진 입력 퍼지변수들에 대해 시스템의 특성에 따라서 얻어지는 시스템 출력의 퍼지 변수들 사이의 함수관계를 얼마나 잘 근사화하는가 하는 문제로 생각할 수 있다.³⁾ 그러나, 현실적으로 전문가의 지식으로부터 제어규칙을 구성할 경우, 정확한 정보량의 표현이라든가 규칙수의 결정에는 일정한 기준이 없어서 많은 시행착오를 거쳐야 하는 어려움이 있었다.

본 논문에서는 목표 선석에 선박을 자동 접이안시키기 위한 접이안제어 System을 항행제어 Subsystem과 접안정선제어 Subsystem으로 구분한 Dual mode 제어계의 구성을 제안하고, 선행연구의 문헌[19]에서 항행제어 퍼지신경회로망 제어기(Fuzzy Neural Network Controller)의 구성을 제안한 후속연구의 하나로 접안정선 FNN Controller를 구축하는 것을 목적으로 하고 있다. 이를 위해 접안정선 Subsystem의 입출력 소속함수를 결정하고, 선박조종 시뮬레이터에서 부산북항의 자성대부두를 데이터베이스화시켜 모델선박의 조종

시뮬레이션에 의해 선박조종 데이터를 얻는다. 따라서, 이들 데이터를 이용하여 퍼지 신경회로망을 학습시켜 최적의 입출력 소속함수와 그 제어규칙을 자동 획득하고자 한다.

본 논문은 여섯개의 장으로 구성되어 있으며, 제2장에서는 퍼지 신경회로망의 개요를 설명하고, 제3장에서는 접이안시스템의 구성방안과 항행제어 Subsystem의 개요를 기술하며, 제4장에서는 접안정선제어 Subsystem의 표현과 학습데이터의 획득 방안을 기술하고, 제5장에서는 접안정선제어계의 FNN을 학습시켜서 그 입출력 소속함수 및 제어규칙을 자동 획득한 후, 그 결과를 동정하였다.

2. 퍼지 神經回路網

퍼지 추론 rule의 자동획득과 소속함수의 자동조정이 가능한 퍼지 신경회로망(FNN)의 구성에 대하여 연구가 행해져 왔다.^{9)~11)} 본 논문에서는 문헌 [12]의 Type 1의 FNN을 이용하는데, 이 FNN은 퍼지 rule의 후건부가 정수로 표시되는 간략화 퍼지 추론을 back-propagation 모델로 실현한 것이다. 간략화 퍼지 추론은 x_1, x_2 를 입력, y 를 출력으로 하는 2입력 1출력의 경우에서는 식 (1)~(3)과 같이 표현된다.

$$R^i: \text{If } x_1 \text{ is } A_{i1} \text{ and } x_2 \text{ is } A_{i2} \text{ then } y=f_i \quad (1)$$

$$\mu_i = A_{i1}(x_1)A_{i2}(x_2) \quad (2)$$

$$y^* = \frac{\sum_{i=1}^n \mu_i f_i}{\sum_{i=1}^n \mu_i} = \sum_{i=1}^n \hat{\mu}_i f_i \quad (3)$$

단, R^i : i 번째의 퍼지 rule

A_{i1}, A_{i2} : 퍼지 변수

f_i : 定數,

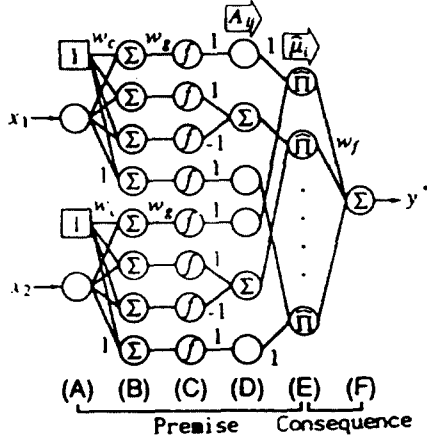
n : rule 수

μ_i : R^i 의 전건부 적합도

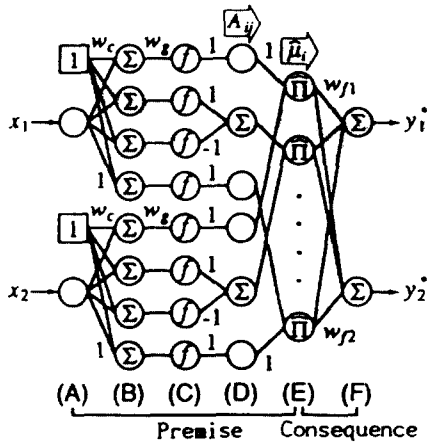
$\hat{\mu}_i$: 총합이 1이 되는 규격화된 μ_i

y^* : 추론치

그림 1은 FNN의 구성예를 보여주는데, (a)는 1 출력(y^*), (b)는 2출력(y_1^*, y_2^*)의 경우이다. 2출력의 경우에는 (1)식의 퍼지 rule의 후건부가 " $y_1=f_{11}$ and $y_2=f_{12}$ "로 표시되고, 각 추론치는 각각 f_{11}, f_{12} 를 의미하는 결합하중 w_{11}, w_{12} 에 따라 계산된다. 3출력 이상의 경우도 같은 형태로 구성할 수 있다.



(a) 2 inputs, 1 output



(b) 2 inputs, 2 outputs

Fig. 1 Fuzzy controller using neural network

그림 1에서 원은 unit를 나타내고, unit 사이의 w_c, w_g 및 1, -1은 결합하중을 의미한다. 또한 (A)층

의 1의 기호를 갖는 사각형은 항상 일정한 값 1을 출력하는 bias unit이고, \sum, f 의 기호를 갖는 unit는 그 입출력 관계가 각각 다음과 같이 표현된다.

$$i_j^{(n)} = \sum_k w_{jk}^{(n,n-1)} o_k^{(n-1)} \dots \dots \dots (4)$$

$$\sum : o_j^{(n)} = i \dots \dots \dots (5)$$

$$j : o_j^{(n)} = f(i_j^{(n)}) \dots \dots \dots (6)$$

단, $i_j^{(n)}, o_j^{(n)}$: 각각 제n층 제 j unit의 입력 및 출력

$w_{jk}^{(n,n-1)}$: 제 n-1층 제 k unit로부터 제 n층 제 j unit까지의 결합하중

식(6)의 $f(\cdot)$: sigmoid 함수

그림 1에서 (C)층의 출력은 다음과 같이 된다.

$$O_j^{(C)} = \frac{1}{1 + \exp(-w_c(x_j + w_c))} \dots \dots (7)$$

여기서 결합하중 w_c, w_g 는 sigmoid 함수의 중심 및 기울기를 정하는 파라메타이다. 이것을 적당한 값으로 설정한다면 (D)층의 출력으로서 그림 2에 나타낸 것과 같은 전건부 소속함수 $A_{1j}(x_1), A_{2j}(x_2), A_{3j}(x_3)$ 를 실현할 수 있다. 단, 擬似台形型 소속함수 $A_{2j}(x_2)$ 는 부호가 다른 2가지의 sigmoid 함수의 합으로 구성되어진다.⁹⁾ w_c 값에 따라서는 $A_{2j}(x_2) < 0$ 로 되는 것도 있을 수 있지만, 이 경우에는 $A_{2j}(x_2) = 0$ 로 한다. 본 FNN에서는 전건부 소속함수의 조정을 그 파라메타인 w_c, w_g 를 학습에 의하여 변화시키는 것으로 한다.

다음에, 각 퍼지 rule의 전건부 적합도가 (E)층에서 구해진다. (E)층의 hat $\hat{\mu}$ 의 기호를 가진 unit는, 입력의 代數곱을 계산후 그것을 각 unit에 있어서의 값의 총합으로서 규격화한 값을 출력하며, 식(8)과 같다.

$$\text{입력} : \mu_i = \prod_j A_{ij}(x_j)$$

$$\text{출력} : \hat{\mu}_i = \frac{\mu_i}{\sum_k \mu_k} \dots \dots \dots (8)$$

단, μ_i : i 번째의 fuzzy rule의 전진부 적합도
 $\hat{\mu}_i$: 총합이 1이 되는 규격화된 전진부 적합도

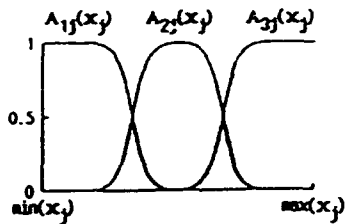


Fig. 2 Membership function of premise in FNN

이 $\hat{\mu}_i$ 와 결합하중 w_i 와의 곱의 합이 (F)층의 출력으로 되고, 이것은 w_i 가 후진부 정수 f_i 를 의미하는 것이기 때문에 (3)식에서 표현된 추론치 y^* 로 된다. 이상에 의하여 (1)~(3)식에 기초를 둔 간략화 퍼지추론이 실현되어진다.

본 FNN에서는, 전진부 소속함수를 결합하중 w_o , w_g 에 의해 미리 설정한 대집합상에서 그림 2와같은 등간격으로 배치시켜 두고, 이것들을 BP법에 기초한 학습으로 변화시키는 것에 따라 각 소속함수의 조정을 행한다. 또한, w_i 의 초기치는 모두 0으로 하여 퍼지 rule이 완전히 존재하지 않는 상태에서부터 학습을 통하여 rule의 자동 생성을 실현한다.

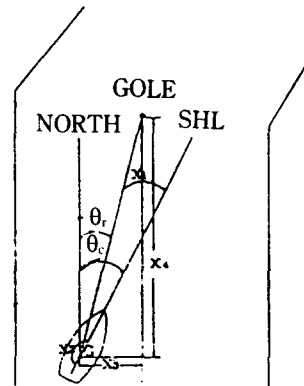
학습 알고리즘에는 back-propagation법을 사용하였으며, 보다 상세한 FNN의 구성법 및 학습법은 문헌 [11]을 참고하는 것이 좋다.

3. 接離岸 System의 構成과 航行制御 Subsystem

접안제어는 두가지의 제어단계로 나누어 생각할 수 있다. 즉, 협수로에서부터 목표선석 전방의 조종수역(maneuvering area)까지의 항행제어와 조종수역에서 계획선석 전방 1~2B 지점에 정선하기까지의 접안정선제어이다. 즉, 전자는 tracking 문제이고, 후자는 regulator 문제이므로 제안하는 접이안 제어계는 dual mode 제어계로 된다.

선행연구의 문헌 <12>에서 필자들은 항행제어 Subsystem의 구성과 FNN 제어결과 제어규칙 및 입출력 소속함수의 동정을 시행하였으며, 여기서는 그 개요만을 설명한다.

항행제어 Subsystem은 수로에 있어서의 선박조종중 특히 제한된 항로폭에서의 위치제어 및 선침로거리를 고려한 변침조선을 목적으로 입출력 소속함수를 다음과 같이 고려했다. 입력변수는 현재의 목표와 선박간의 상대각도(편각) x_1 , 선회 각속도 x_2 , 항로 중앙에서 선체중심까지의 횡거리 x_3 및 선체중심에서 목표까지의 종거리 x_4 의 4가지 변수로 하였으며, 그림 3과 같이 표현된다. 출력변수는 항로상에 있어서의 선체운동 제어를 목적으로 하므로 선속은 일정하게 두는 것으로 가정하고 소요 타각 y 만을 고려한다.



- θ_c : Heading angle(Controlled)
- θ_r : Heading angle(Objective)
- $x_1 = \theta_c - \theta_r$: Deviation
- $\dot{x}_2 = x_1$: Turn rate
- x_3 : X-position
- x_4 : Y-position

Fig. 3 Navigation control variables in coordinate system

FNN의 소속함수는 선장의 제어지식을 언어적으로 판단·표현할 수 있게 선박조종 전문가(선장)들의 면담을 통해 얻었으며, 전진부의 소속함

Table 1. Main ship data of mathematical simulator model

Ship Type : 241M CONTAINER VESSEL			Model Type : DMI, International		
Ship Condition : Loaded			Ship degree of freedom : 3		
[HULL]					
L. O. A	(M)	241.1	Ship beam (Bmld)	(M)	32.2
L. P. P	(M)	230.5	Ship displacement	(M ³)	42275.0
Ship draft (fore)	(M)	10.1	Block Coefficient		0.561
Ship draft (aft)	(M)	10.1			
[SPEED]					
Max. speed ahead	(KTS)	24.8	Max. Speed astern	(KTS)	-10.2
[PROPELLER]					
No. of propellers/engines		1	Propeller diam.	(M)	8.00
Propeller type		Fixed Pitch	Max. prop. pitch	(M/Rev.)	9.5
Propeller rotation		CW(Right)			
[ENGINE]					
Engine type		Diesel	Min. start pressure	(Bar)	16.0
Max. engine power	(KW)	47219	Gear ratio, Prop/engine		1.000
[RPM]					
RPM rate	(RPM/Sec)	4.00	Max./Min. RPM	(Rev/Min)	92/20
Full ahead/stern	(Rev/Min)	75/-75	Half ahead/astern	(Rev/Min)	60/-60
Slow ahead/astern	(Rev/Min)	43/-43	D. Slow ahead/astern	(Rev/Min)	27/-27
[Bow Thruster]					
No. of bow thrusters		1	Full stb'd/port	(KW)	1100/-1100
Bow thruster type		Fixed	Half stb'd/port	(KW)	550/-550
Max. rotation	(Deg)	000.0	Slow stb'd/port	(KW)	275/-275
Max. power	(KW)	1100.0	D. Slow stb'd/port	(KW)	138/-138
Nominal bow thruster force	(KN)	147			
[Stern Thrusters]					
No. of stern thrusters		1	Full stb'd/port	(KW)	740/-740
Stern thruster type		Fixed	Half stb'd/port	(KW)	370/-370
Max. rotation	(Deg)	000.0	Slow stb'd/port	(KW)	185/-185
Max. power	(KW)	740.0	D. Slow stb'd/port	(KW)	93/-93
Nominal bow thruster force	(KN)	98			
[Rudder]					
No. of stern rudders		1	Rudder rate	(Deg/sec)	002.5
Rudder limits	(Deg)	035/035(port/stb'd)			
[AUTOPILOT]					
Rudder gain		3.0	Gyro filter freq.	(Hz)	1.00
Counter rudder time	(Sec)	4.5	Rudder limit	(Deg)	010
Counter rudder gain		4.5	Course ramp rate	(Deg/Min)	036.0
Helm time	(Sec)	80			
[Position]					
		X	Y	Z	
Radar Position		-42.0	0.0	27.0	
Point of view		-38.0	0.0	23.0	
Gravity center		1.2	0.0	-1.0	
Thruster Position					
1) BOW		103.7	0.0	-9.0	
2) STERN		-96.8	0.0	-9.0	

수인 편각 x_1 및 선회 각속도 x_2 의 경우 각각 5종류 (Negative Big, Negative Small, Zero, Positive Small, Positive Big)로 하고, 횡거리 x_3 의 경우 5종류(Left Big, Left Small, Zero, Right Small, Right Big), 종거리 x_4 의 경우 5종류(Very Near, Near, Medium, Far, Very Far)로 각각 하였다. 후진부의 소속함수인 타각 y 의 경우는 7종류(Hard port, Port, Port Easy, Mid-Ship, Stb'd Easy, Stb'd, Hard Stb'd)로 하였다.

한편, 학습데이터를 획득하기 위하여 노르웨이 의 NOR-CONTROL사가 제작하여 한국해기연수원에 설치되어 있는 NavSim NMS-90 MK III의 선박조종 시뮬레이터를 이용한다. 범용의 항행제어규칙을 얻기 위하여 그림 4와 같은 항로의 학습 시나리오의 데이터베이스를 구축하여 조종 시뮬레이션을 시행하였고, 이 때 사용한 모델 선형은 만재상태의 241m 컨테이너선으로, 그 제원은 표 1과 같다.

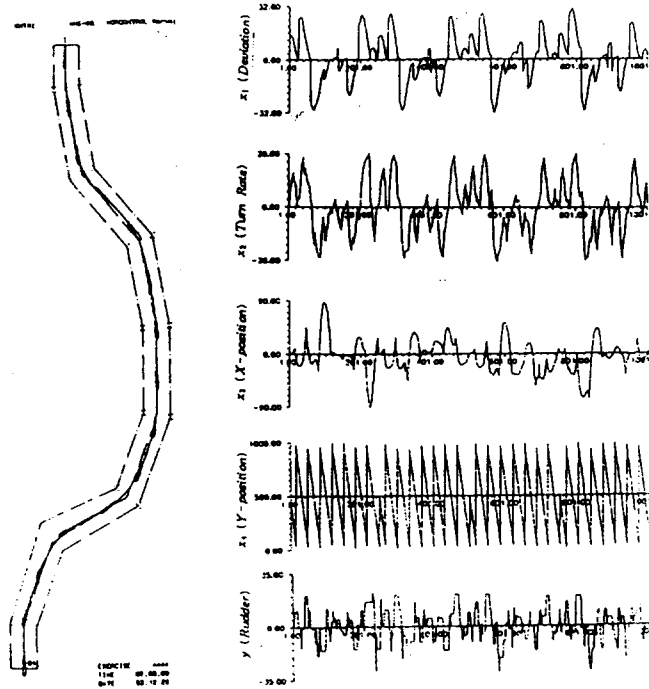


Fig. 4 Designed channel layout & acquired learning data

FNN의 학습은 1,003개의 동정용 데이터를 차례로 네트워크에 입력하는 것에 따라 행하고, 데이터가 일순했을 때 학습회수를 1회로 한다. 각 결합하중의 학습율은 입출력 데이터의 값과 학습시의 소속함수의 변화로부터 표 2와같이 최적으로 설정하였고, 총 1,000회 학습을 시행하였다.

학습결과 전문가의 지식, 경험이 포함된 제어규칙을 자동 획득할 수 있었고, 그림 5는 동정된 소속함수 및 제어규칙에 의하여 얻어진 추정치 타각

(실선)과 실제 조선시의 타각(점선)을 비교하여 나타내는 바, 추종성이 양호함을 알 수 있었다.

Table 2. Learning rates at each weights

Weights	Learning Rates	Weights	Learning Rates	Weights	Learning Rates
$w_c(x1)$	1.129E-04	$w_g(x1)$	3.1E-06	w_r	0.9
$w_c(x2)$	9.860E-05	$w_g(x2)$	3.5E-06		
$w_c(x3)$	1.023E-03	$w_g(x3)$	1.1E-06		
$w_c(x4)$	3.125E-02	$w_g(x4)$	2.0E-07		

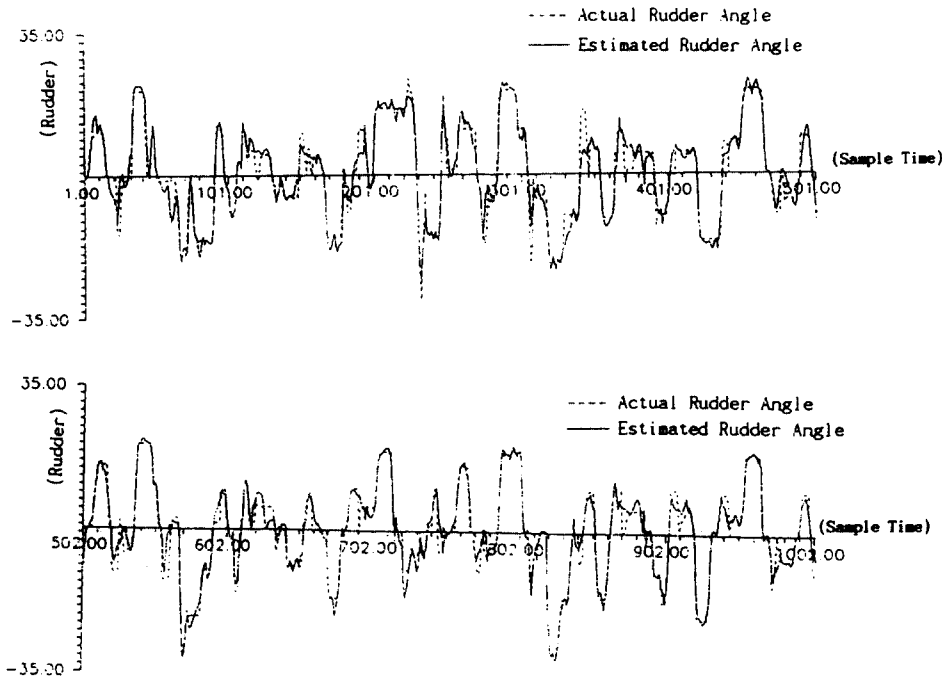


Fig. 5 Comparison actual rudder angle with estimated rudder angle

4. 接岸停船制御 Subsystem의 表現과 學習데이터의 獲得

항행제어 Subsystem에서의 조선은 직선 혹은 굴곡항로를 保持한다면 충분하지만, 접안 조선의 경우는 제어대상이 선수방위와 부두방위와의 위치각 $\Delta\phi$ 혹은 선수방위와 목표지점과의 편각 Δd 만으로 되지 않고, 6차원 (x, y, ϕ, u, v, r) 의 제어가 요구된다. 이 복잡한 제어를 인간에 의해 달성한다는 것은 곤란하다. 조선자의 긴장이 높아지는 것은 조선에 필요한 정보량이 증가하는 때와 조선에 필요한 정보량이 파악하기 곤란한 때라고 한다. 6차원의 변수의 동시제어는 인간의 능력을 넘어서고 있고, 실제로 실행되고 있는 조선을 비교적 단순한 요소조선의 Sequence(순서)로 파악하는 방법이 현실적이다. 예를 들면 대형선의 접안의 경우, 선박은 일단 berth의 전방에서 berth와 평행한 자세로 정지하고, 그 후 tug의 미는

작업에 의해 berth에 접안하는 것이 보통이다. berth의 전방에서 일단 정지한다면 접안조선의 제어 문제는 상당히 단순화되고, 6차원의 문제는 2차원 (y, v) 의 문제로 된다. 이 경우 2방향만의 것으로 입출력의 관계를 파악하기도 용이하다. 또한 이 조선 pattern을 택한다면, 일단 정지하기까지의 조선에 있어서, 정지시의 정밀도 요구가 완화되기 때문에 조선자의 정신적인 부담이 경감된다.¹⁵⁾

접안정선제어 Subsystem은 조종수역에 있어서 목표선석까지의 선박조종으로 부두전면의 1~2B 거리에 선석과 평행하게 정선시키기 위하여 타각 및 선속의 변화와 함께 필요시 선수미의 Thruster 사용도 필요하게 된다. 따라서, 입출력 소속함수를 다음과 같이 고려했다. 입력변수는 접안하고자 하는 목표선석에 대하여 그 목표지점과 선박간의 상대각도(편각) x_1 , 선수방위와 선석방위간의 위치각 x_2 , 선회각속도 x_3 , 전후방향 선속 x_4 , 선박중심에서 목표지점까지의 거리 x_5 및 정횡방향의 선속 x_6 의

6가지 변수로 하였으며, 그림 6과 같이 표현된다. 출력변수는 좁은 조종수역에서의 전타 및 정선이 필요하므로 소요타각 y_1 , 엔진 회전수 y_2 , 선수 Thruster y_3 , 선미 Thruster y_4 로 구성하였다.

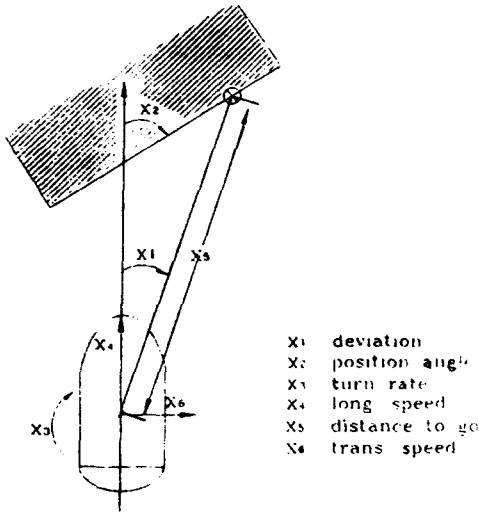


Fig. 6 Berthing control variables in coordinate system

한편, 학습데이터를 획득하기 위하여 앞서 표 1에 설명된 만재상태의 241m 컨테이너선을 모델선형으로 하여 NavSim NMS-90 MK III의 선박조종 시뮬레이터를 이용한다. 이 시뮬레이터의 데이터 베이스는 그림 7과 같이 부산 북항의 내항방파제 입구에서 자성대부두 #53선석에 접안하기까지로 구축하였고, 경험이 풍부한 3명의 선장이 초기침로 307도, 초기속도 7kts로 하여 접안정선을 시도하였다. 조종 시뮬레이션 결과는 sampling 간격 5초로 하여 출력시켜 총 904개의 동정용 데이터를 획득했으며, 이들 데이터는 그림 8과 같다.

이들 학습데이터는 부두의 좌현접안에 성공한 결과이기 때문에 편각 x_1 , 위치각 x_2 및 선회각속도 x_3 의 분포에는 기울어짐이 있고, 따라서 전건부 소속함수의 수를 증가시켜 입력공간의 분할수를 많게 하는 것은 대응하는 학습데이터의 존재하지 않는 퍼지분할영역을 많게 만들어버리는 것으로 되어 바람직하지 않으므로 전건부 소속함수를 각각 3개씩으로 구성한다. 단, 횡방향의 선속 x_6 는 학습 데이터상 전타시에도 0.1kts이하로 그 영향이 거의 없으므로 본 연구에서는 입력변수에서 제외하였으

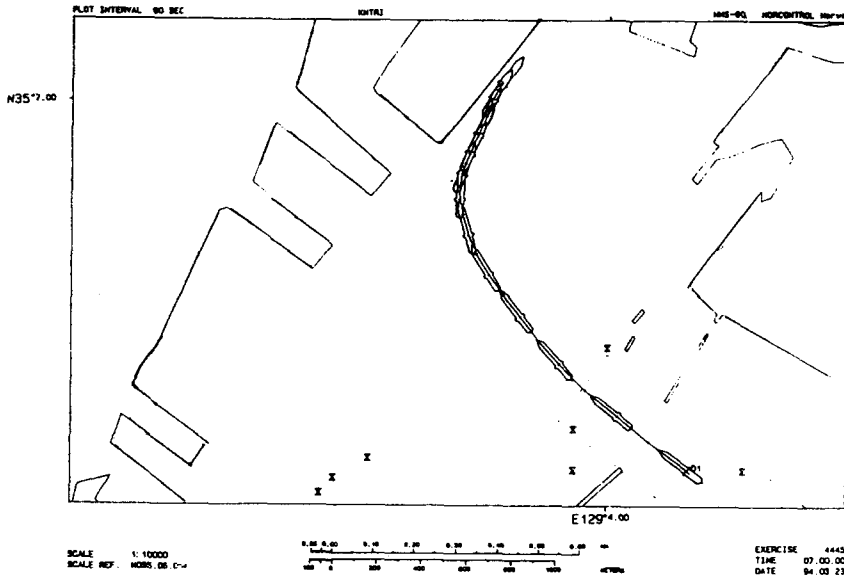


Fig. 7 Simulation area in berthing control

나, 조류나 바람 등의 외력이 작용시에는 추가되어 고려되어야 할 것으로 생각된다. 따라서 편각 x_1 , 위치각 x_2 및 선회각속도 x_3 의 경우 각각 Port Big,

Medium, Stb'd Big으로 하고, 전후방향의 선속 x_4 는 STop, Very Low, Low로, 목표선석까지의 항정 x_5 는 Near, Medium, Far로 구성하였다.

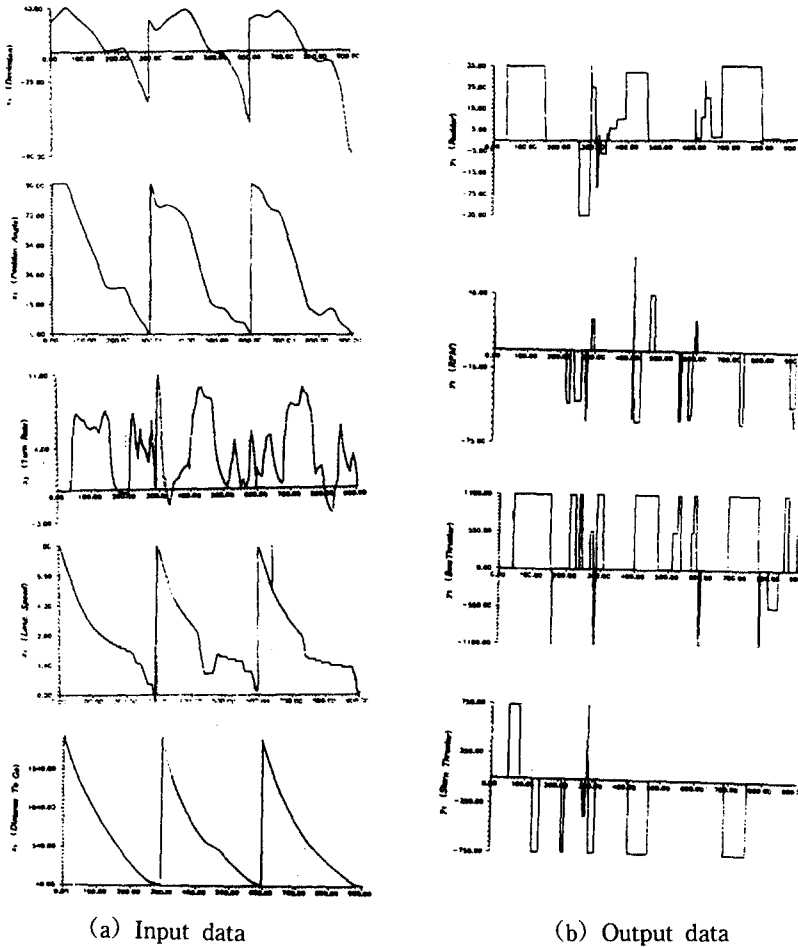


Fig. 8 Acquired learning data in berthing control

후진부의 소속함수는 실선에서의 제어입력과 동일하게 각각 7개씩으로 구성한다. 즉 타각 y_1 은 H-PORT, PORT20, PORT10, M-SHIP, STBD10, STBD20, H-STBD로, 엔진 회전수 y_2 는 FU-AST, HA-AST, SL-AST, DS-AST, ST-ENG, DS-AHD, SL-AHD로, 선수 Thruster 및 선미 Thruster는 공히 PO-FUL, PO-HAL, PO-SLW, STOP, ST-SLO, ST-HAL, ST-FUL로 각각 구

성하였다.

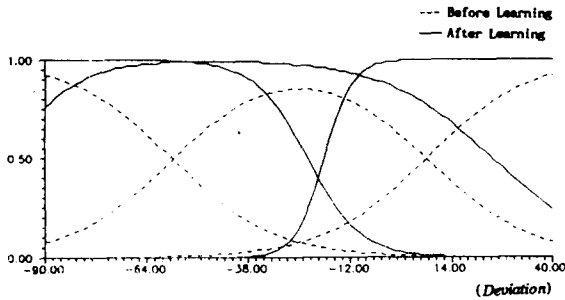
전진부 소속함수의 대집합은 획득한 데이터의 최소치와 최대치를 그 범위로 하며 등간격으로 배치하는데, 편각 x_1 의 대집합은 $[-90.0, 40.0]$, 위치각 x_2 는 $[0, 90.0]$, 선회각속도 x_3 는 $[-3.0, 11.0]$, 전후방향의 선속 x_4 는 $[0, 7.0]$, 항정 x_5 는 $[40.0, 1970.0]$ 으로 하였다.

5. 接岸停船制御 Subsystem의 前件部
所屬函數 및 制御規則의 同定

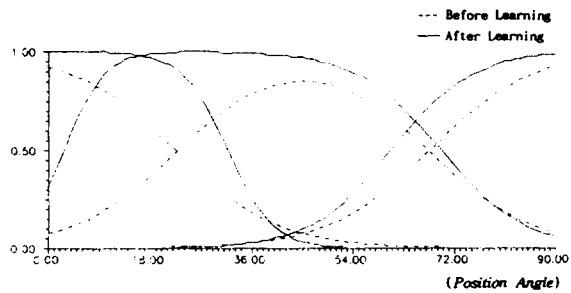
FNN의 학습은 904개의 동정용 데이터를 차례로 네트워크에 입력하는 것에 따라 행하고, 데이터가 일순했을 때 학습회수를 1회로 한다. 각 결합하중의 학습율은 입출력 데이터의 값과 학습시의 소속함수의 변화로부터 표 3과 같이 최적으로 설정하였고, 1,123회 학습시에 최소오차로 수렴하였다.

Table 3. Learning rates at each weights

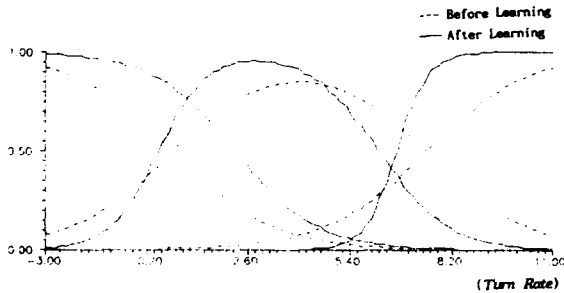
Weights	Learning Rates	Weights	Learning Rates	Weights	Learning Rates
$w_c(x_1)$	4.221E-07	$w_r(x_1)$	1.925E-11	$w_l(x_1)$	0.028
$w_c(x_2)$	2.027E-07	$w_r(x_2)$	2.775E-11	$w_l(x_2)$	0.040
$w_c(x_3)$	4.902E-09	$w_r(x_3)$	1.785E-10	$w_l(x_3)$	0.880
$w_c(x_4)$	1.225E-09	$w_r(x_4)$	3.573E-10	$w_l(x_4)$	0.592
$w_c(x_5)$	9.650E-05	$w_r(x_5)$	1.250E-12		



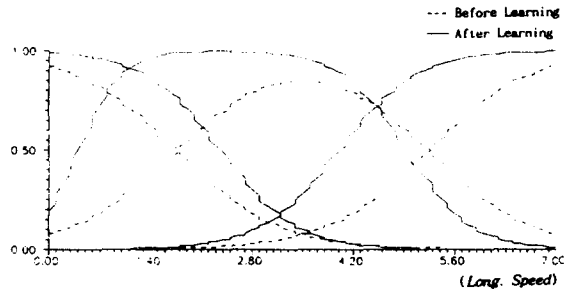
(a) Membership function x_1



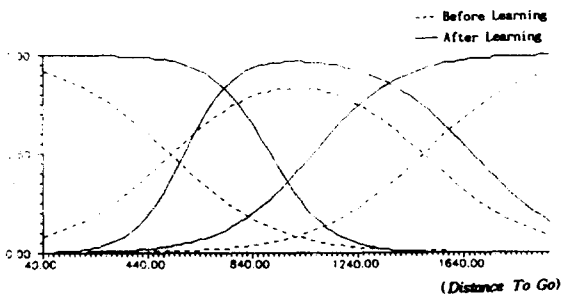
(b) Membership function x_2



(c) Membership function x_3



(d) Membership function x_4



(e) Membership function x_5

Fig. 9 Tuning Process for membership function of premise

그림 9는 전진부 소속함수가 학습전의 초기치 형태(점선)에서 1,123회의 학습을 통하여 접안정 선제어특성에 맞게 수렴된 형태(실선)으로의 변환 과정을 보여주고 있다. 편각 x_1 의 소속함수의 경우 Port Big은 우측으로, MEedium은 좌측으로 이동하여 $-54^\circ.0$ 에서 분할점을 가지나, 특히 $-38^\circ.0$ 에서 $-80^\circ.0$ 까지는 두 함수 모두 $\alpha=0.9$ 이상으로 이는 선박이 목표지점을 선수가 통과한 상태로서 선박의 제어출력들에 큰 영향을 발휘하지 못함을 나타낸다. 위치각 x_2 의 경우 $16^\circ.2$, $64^\circ.7$ 에서 분할점을 가지고, 선회각속도 x_3 는 $0^\circ.9/\text{min}$, $6^\circ/.7\text{min}$ 에서, 전후방향의 선속 x_4 는 1.1kts, 4.5kts에서, 항정 x_5 는 735.0m, 1,352.0m에서 분할점을 가진다. 이들 분할점들은 조종수역 진입시 가속 및 전타직전, 전타로 인한 선회, 선회후의 정선 및 자세제어를 위한 제어출력의 분할점을 각각 표현하고 있다.

학습결과 선장의 지식과 경험이 포함된 제어규칙을 자동획득할 수 있었고, 내항방과제 부근의

Table 4. Examples of auto-acquired fuzzy rules

Rule No.	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	y_1^*	y_2^*	y_3^*	y_4^*
234	SB	SB	ME	LO	FA	4.60	19.75	107.68	-204.35
230	SB	SB	ME	VL	ME	23.0	-2.92	-1048.54	709.87
91	MEMEME	ST	NE			-19.84	-17.24	1062.96	-266.45
1	PB	PB	PB	ST	NE	6.39	34.25	1100.00	-31.78

초기위치에서부터 선석까지의 항적 부근에서의 제어규칙을 살펴보면 표 4와 같다. 그러나 전진부 소속함수의 변환결과에 따라 결정된 제어규칙으로서 5입력 4출력의 경우이기 때문에 인간의 직관적인 판단이 어려우므로, 그림 10에서 동정된 소속함수 및 제어규칙에 의하여 얻어진 추정치 타각(실선)과 실제 자성대부두 목표선석의 좌현접안조선시의 타각(점선)을 비교하여 나타내었으며, 그 결과 추종성이 양호함을 알 수 있었다.

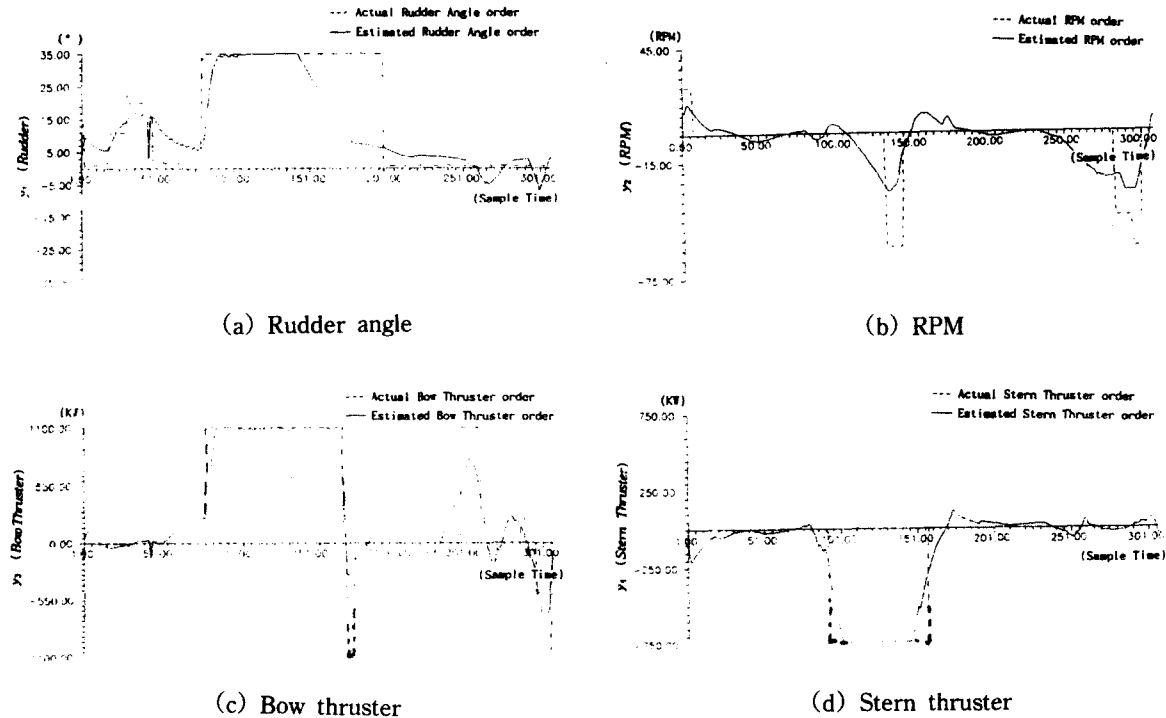


Fig. 10 Comparison actual outputs with estimated outputs in berthing control

6. 結論

선박의 대형화로 인한 조종성능 저하나 선박제어의 비선형성을 극복하고, 환경변화에 따른 적응성을 확보하는 등의 관점에서 인간의 경험이나 지식을 표현한 퍼지제어방식을 선박제어에 도입하고자 하는 연구가 최근 활발하다. 특히 선박 접이안 문제는 저속시의 복잡한 비선형 특성을 나타내는 바, 신경회로망과 퍼지논리가 이에 매우 효과적일 것이다.

본 논문은 선박의 접이안제어를 목적으로 항행 제어 Subsystem과 접안정선제어 Subsystem의 Dual mode 제어계의 구성을 제안하였고, 그 과정으로 문헌 [19]의 선행연구에서 일반 수로에 범용적으로 사용될 수 있는 항행제어 Subsystem의 FNN Controller의 구성 방안과 그 유효성을 제안 검증하였고, 본 논문에서는 접안정선제어 Subsystem의 FNN Controller의 구성 방안을 제안하였다. 또한 이 FNN의 적용을 위하여 선박조종 시뮬레이터를 이용하여 부산 북항의 자성대부두를 데이터베이스화시켜 모델선박을 좌현접안하는 조종 시뮬레이션에 의하여 선체 운동특성이 분명한 학습 데이터를 획득하였다. 따라서 FNN을 이용한 선체 운동제어 시스템에서 이들의 학습을 통하여 최적의 입출력 소속함수를 동정하였고, 그 제어규칙을 자동 획득할 수 있었다.

본 논문의 연구결과 항만개발 설계용역과정의 특정선석에 대한 조종 시뮬레이션시 그 조종 입출력 결과를 접안정선제어의 FNN으로 학습시켜 적게는 선장의 조종에 대한 지침으로, 발전적으로는 선박의 자동 접이안으로의 이용이 기대된다.

앞으로 본 접이안 FNN Controller를 저속시의 선체운동 방정식이나 조종 시뮬레이터에 on-line 시켜 그 구동결과를 검토할 예정이며, 바람, 조류 등의 외력환경과 예선의 사용 등이 포함된 조건에서의 선체운동 제어에 FNN을 이용한 제어기를 적용시켜 구성하는 방안 등에 대해 보다 구체적인 연구가 필요할 것으로 사료된다.

參 考 文 獻

1. 李哲榮·金換秀: Fuzzy Logic Controller에 의한 船舶의 制御, 韓國船舶學會誌, Vol. 5, No. 2, pp. 59~88, (1981)
2. 李哲榮·蔡良範: 새로운 Fuzzy Logic을 이용한 船舶操舵系의 制御, 韓國船舶學會誌, Vol. 8, No. 2, pp. 15~28, (1984)
3. 李哲榮·林峰澤: 船舶의 퍼지제어에 관한 연구, 韓國船舶學會誌, Vol. 14, No. 4, pp.17~30, (1990)
4. 李哲榮·崔亨根: 퍼지 神經回路網을 利用한 船舶의 制御, 韓國港灣學會誌, Vol. 6, No. 2, pp. 3~24, (1992)
5. 이민호, 外: 뉴로-퍼지 시스템 근사화, 1993년도 춘계학술회의 학술발표 논문집, Vol. 3, No. 1, pp. 187~196, 한국퍼지시스템학회, (1993)
6. 尹汝政, 地文航海學, 韓國海洋大學 海事圖書出版部, p. 139, (1987)
7. 社團法人 韓國港灣協會, 港灣施設物 設計基準書(上卷), pp. 3~12, (1988)
8. 이광·오길록, 퍼지이론 및 응용, II 권, 홍릉과학출판사, pp. 4-1~5-80, (1991)
9. 堀川, 外: 뉴럴네트워크による學習型 퍼지제어器, 計測自動制御學會論文集, Vol. 27, No. 2, pp. 208~215, (1991)
10. 堀川, 外: 퍼지뉴럴네트워크による 퍼지모델링(I~III), 第7~8회 퍼지시스템シンポジウム, (1991, 1992)
11. 堀川, 外: 퍼지뉴럴네트워크의 구성법과學習法, 日本 퍼지學會誌, Vol. 4, No. 5, pp. 906~928, (1992)
12. 堀川, 外: 퍼지뉴럴네트워크による 제어戰略·戰術知識의 獲得, 日本 퍼지學會誌, Vol. 4, No. 5, pp. 929~941, (1992)
13. 菅野: 퍼지제어, 日刊工業新聞社, (1988)
14. 小瀬邦治, 外: 船의 自動離着棧 시스템에 關す

- る研究, 日本造船學會論文集, 第160號, (1986)
15. 小山健夫, 外: 船の自動離着棧システムの考察 (第1報), 日本造船學會論文集, 第162號, (1987)
 16. Bart Kosko, Neural Networks and Fuzzy Systems, Prentice-Hall, Inc., (1992)
 17. Eclectech Association Division of Ship Analytics, Design Manual for Restricted Waterways, Final Report, pp.3~11 (1985)
 18. Per Bruun, Port Engineering, Gulf Publishing Company Book Division, Vol. I, pp.198~233, (1989)
 19. 具滋允・李哲榮: 水路에 있어서 船舶操縱의 퍼지學習制御, 韓國港灣學會誌, Vol. 7, No. 2, pp. 61~68, (1993)
 20. K. Hasegawa・K. Kitera: Mathematical Model of Maneuvrabilty at Low Advance Speed and its Application to Berthing Control, The Second Japan-Korea Joint Workshop on Ship and Marine Hydrodynamics, pp.144~153, (1993)