

논문

水路에 있어서 船舶操縱의 퍼지學習制御

具 滋 允* · 李 哲 榮**

On The Control of Ship Manoeuvring in Channel by introducing the Fuzzy Neural Network

J. Y. Koo · C. Y. Lee

Key Word : 신경회로망(Neural Network), 퍼지논리(Fuzzy Logic), 퍼지논리 제어기(Fuzzy Logic Controller), 퍼지신경회로망(Fuzzy Neural Network : FNN), 소속함수(Membership Function), 편각(Deviation), 선회율(Turn Rate), 선박조종 시뮬레이터(Ship-handling Simulator)

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 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 controller contains the concept of safety according to channel width. 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, the FNN controller can tune membership functions and identify fuzzy control rules automatically. The verified results show that the FNN controller is effective to incorporate captain's knowledge and experience of manoeuvrability in channel.

1. 序 論

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 때문

에, 이러한 복잡한 운동을 기존의 동정방법에 의해 인식하는 것은 거의 불가능하다. 따라서 저속시의 선체운동과 같은 복잡한 비선형 특성을 가진 시스템이나 불확실한 정보를 가진 데이터를 표현하는데는 인간의 두뇌 작용을 모방한 신경회로망(Neural Network)과 퍼지논리(Fuzzy Logic)가 매우 효과적이다.⁵⁾

퍼지논리 제어기는 전문가의 경험을 제어규칙

* 정회원, 한국해양대학교 대학원 박사과정

** 정회원, 한국해양대학교 항만운송공학과 교수

으로 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.⁵⁾ 그러나, 현실적으로 전문가의 지식으로부터 제어규칙을 구성할 경우, 정확한 정보량의 표현이라든가 규칙수의 결정에는 일정한 기준이 없어서 많은 시행착오를 거쳐야 하는 어려움이 있었다.

본 논문에서는 목표 부두에 선박을 자동 접이 안시키기 위한 선체운동의 제어를 목적으로, 조종수역에서의 선체운동 제어에 앞서 우선 항로상에서 자동항행의 퍼지 신경회로망 제어기(FNN Controller)를 구축하는 것을 목적으로 하고 있다. 이를 위해 제한된 항로폭에서의 위치제어가 가능한 자동항행 시스템의 입출력 소속함수를 결정하고, 선박조종 전문가가 선박조종 시뮬레이터에서 모델선박의 조종 시뮬레이션에 의해 선박조종 데이터를 얻는다. 따라서, 이들 데이터를 이용하여 퍼지 신경회로망을 학습시켜 최적의 입출력 소속 함수와 그 제어규칙을 자동 획득하고자 한다.

본 논문은 다섯개의 장으로 구성되어 있으며, 제2장에서는 퍼지 신경회로망의 개요를 설명하고, 제3장에서는 제한된 항로폭에서의 위치제어를 포함하는 선체운동 제어시스템의 표현방안과 FNN의 학습을 위한 학습데이터의 획득방안을 기술하고, 제4장에서는 FNN의 학습을 통하여 입출력 소속함수 및 제어규칙을 동정, 자동 획득한 후, 그 추정 출력값을 실제 출력값과 비교 검토를 행하였다.

2. 퍼지 神經回路網

堀川 등은 퍼지 추론 rule의 자동획득과 소속

함수의 자동조정이 가능한 퍼지 신경회로망(FNN)에 대해서 제안을 행해왔다.^{9)~11)} 본 논문에서는 문헌 [12]의 Type 1의 FNN을 이용하는 데, 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 같고, 그림 1과 같이 표현된다.

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

$$(i=1, 2, \dots, n)$$

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

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

- 단, R^i : i 번째의 퍼지 rule
- A_{i1}, A_{i2} : 퍼지 변수
- f_i : 定數,
- n : rule수
- μ_i : R^i 의 전진부 적합도
- $\hat{\mu}_i$: 총합이 1이 되는 규격화된 μ_i
- y^* : 추론치

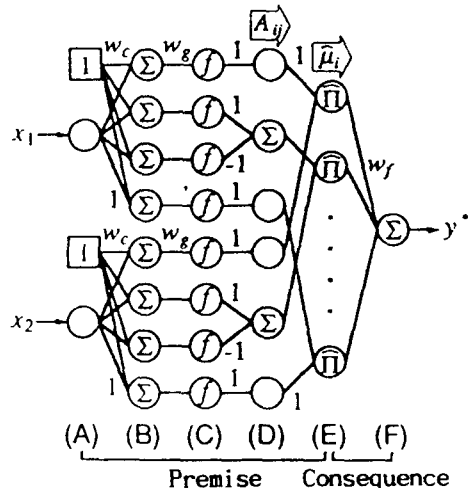


Fig. 1. Fuzzy controller using neural network

그림 1에서 원은 unit를 나타내고, unit 사이의 w_o, w_k 및 1, -1은 결합하중을 의미한다. 또한 (A)층의 1의 기호를 갖는 사각형은 항상 일정한 값 1을 출력하는 bias unit이고, \sum, f 의 기호를 갖는 unit는 그 입출력 관계가 각각 다음과 같이 표현된다.

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

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

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

단, $i_j^{(n)}, o_j^{(n)}$: 각각 제 n층 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.

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

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

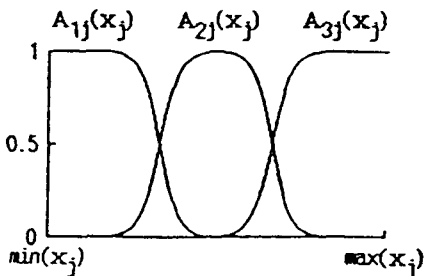


Fig. 2 Membership function of premise in FNN

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

$$\text{입력} : \mu_i = \prod_j A_{ij}(x_j) \quad \text{출력} : \hat{\mu}_i = \frac{\mu_i}{\sum_k \mu_k} \dots (8)$$

단, μ_i : i번째의 fuzzy rule의 전진부 적합도

$\hat{\mu}_i$: 총합이 1이 되는 규격화된 전진부 적합도

이 $\hat{\mu}_i$ 와 결합하중 w_j 와의 곱의 합이 (F)층의 출력으로 되고, 이것은 w_j 가 후진부 정수 f_j 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_c, w_k 에 의해 미리 설정한 대집합상에서 그림 2와같은 등간격으로 배치시켜두고, 이것들을 BP법에 기초한 학습으로 변화시키는 것에 따라 각 소속함수의 조정을 행한다. 또한, w_j 의 초기치는 모두 0으로 하여 퍼지 rule이 완전히 존재하지 않는 상태로부터 학습을 통하여 rule의 자동 생성을 실현한다.

학습 알고리즘에는 다음과 같은 back-propagation법을 사용한다.

$$\text{출력층} : \delta_j^{(n)} = (t_j - o_j^{(n)}) f'(i_j^{(n)}) \dots\dots\dots (9)$$

$$\text{중간층} : \delta_k^{(n)} = f'(i_k^{(n)}) \sum_j \delta_j^{(n+1)} w_{kj}^{(n+1)} \dots\dots\dots (10)$$

단, 첨자 (n), j : 제 n층, 제 j unit를 각각 의미

t : 출력층의 교사신호

i, o : 각 unit의 입력 및 출력

f' : unit의 내부함수의 도함수

$w_{kj}^{(n+1)}$: 제 n층 제 j unit로부터 제 n+1층 제 k unit까지의 결합하중

본 FNN에서는 F층은 식(9)를, A~E층은 식(10)을 적용한다. 단, D층에 있어서는, E층에서 곱셈이 행하여지는 것으로 부터

$$\delta_j^{(n)} = f'(i_j^{(n)}) \times \sum_k \delta_k^{(n+1)} w_{kj}^{(n+1)} (\prod_{i \neq j} w_{ki}^{(n+1)} o_i^{(n)}) \dots \dots \dots (11)$$

과 같이 계산한다. 또한, C층 이외의 unit는 모두 선형 unit이므로 항상 $f'(i_j^{(n)})=1$ 로 된다.

결합하중은 (9)~(11)식의 결과를 이용하여

$$w_{ji}^{(n)}(m+1) = w_{ji}^{(n)}(m) + \eta \delta_j^{(n)} o_i^{(n-1)} \dots \dots \dots (12)$$

로 갱신한다. 여기에서 m 은 갱신회수, η 는 학습율이다. 본 퍼지 제어기에 있어서는 결합하중 w_o , w_r 의 갱신은 이 (12)식에 의해 행하지만, w_g 에 대해서는 $O_i^{(B)}$ 의 영향을 줄이기 위해 다음 식에 따라 갱신을 행한다.

$$w_{ji}^{(n)}(m+1) = w_{ji}^{(n)}(m) + \eta \delta_j^{(n)} |w_{ji}^{(n)}(m)| O_i^{(n-1)} \dots \dots \dots (13)$$

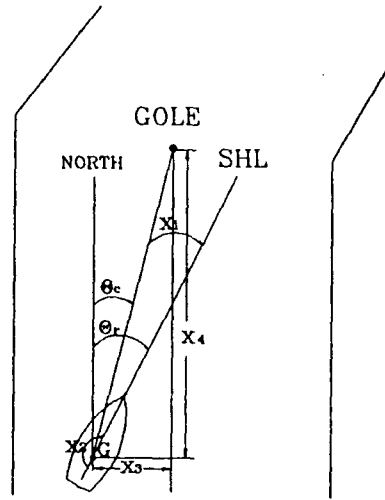
위 식의 $|w_{ji}^{(n)}(m)| O_i^{(n-1)}$ 는, (C)층의 sigmoid 함수의 입력과 等價이다.

보다 상세한 FNN의 구성법 및 학습법은 문헌 [11]을 참고하는 것이 좋다.

3. 船體運動 制御시스템의 表現과 學習 데이터의 獲得

본 논문에서는 수로에 있어서의 선박조종중 특히 제한된 항로폭에서의 위치제어 및 신침로거리를 고려한 변침조건을 목적으로 입력력 소속함수를 다음과 같이 고려했다. 입력변수는 현재의 목표와 선박간의 상대각도(편각) x_1 , 선회율 x_2 , 항로 중앙에서 선체중심까지의 횡거리 x_3 및 선체중심에서 목표까지의 종거리 x_4 의 4가지 변수로 하였으며, 그림 3과 같이 표현된다. 출력변수는 항로 상에 있어서의 선체운동 제어를 목적으로 하므로 선속은 일정하게 두는 것으로 가정하고 소요타각 y 만을 고려한다.

FNN의 소속함수는 선장의 제어지식을 언어적으로 판단·표현할 수 있게 선박조종 전문가(선장)들의 면담을 통해 얻었으며, 전진부의 소속함수인 편각 x_1 및 선회율 x_2 의 경우 각각 5종류(Negative Big, Negative Small, Zero, Positive Small,



- θ_c : Heading angle(Controlled)
- θ_r : Heading angle(Objective)
- $x_1 = \theta_r - \theta_c$: Deviation
- $x_2 = \dot{x}_1$: Turn rate
- x_3 : x-position
- x_4 : y-position

Fig. 3 Control variables in coordinate system

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 노르웨이의 NOR-CONTROL사가 제작하여 한국해기연수원에 설치되어 있는 NavSim NMS-90 MK III의 선박조종 시뮬레이터를 이용한다. 모델 선형은 만재상태의 241m 컨테이너선으로 하며, 그 제원은 표 1과 같다.

항로의 데이터베이스는 문헌 [18] 등을 기초로 그림 4와 같이 구성하였다. 즉, 항만 설계상 항로의 굴곡부는 그 최대교각이 30°를 넘지않는 것이 바람직하므로⁷⁾ 항로의 구성을 우전타 및 좌전타를 10°~40° 범위에서 행할 수 있게 하였고, 선형을 고려하여 항로폭을 300m로, 신침로거리를

고려한 최단거리에서 다양한 데이터를 얻기 위하여 각 구간 1,000m씩 총 8,000m의 길이를 가지는 항로를 설정했다. 항행 시나리오로서 경험이 풍부한 4명의 선장이 12kts의 속력을 유지한 상태에서의 조종 시뮬레이션 결과를 sampling 간격 1초로 하여 총 1,003개의 동정용 데이터를 획득하였으며, 이들 데이터를 그림 4에 보인다. 이 때 편각의 크기 결정을 위해서 목표 좌표의 변경시키는 항로상의 선박 종거리가 신침로거리⁶⁾(신침로거리=소요변침각×5-Reach)로 접근될 때 목표의 변경이 이루어지도록 설정했다.

Table 1. Main ship data of mathematical simulator model

Type of ship	Container Ship	
Displacement	m ³	42275
Length between perpendiculars	m	230.5
Length overall	m	241.1
Breadth moulded	m	32.2
Draught fore/aft	m	10.15×10.15
Block coefficient		0.561
Type of engine	One Diesel Eng	
Type of Propellers	Fixed Pitch	
Direction of Rotation	Right Handed	
Type of Rudders	Semi-Spade	

소속함수의 대집합은 획득한 데이터의 최소치와 최대치를 그 범위로 하며 등간격으로 배치하는데, 편각 x_1 의 대집합은 $[-32, 32]$, 선회율 x_2 는 $[-28, 28]$, 횡거리 x_3 는 $[-90, 90]$, 종거리 x_4 는 $[0, 1000]$ 으로 하였다.

제어규칙은 수로에서의 선박조종시 선장의 제어지식을 선박조종 전문가(선장)들의 면담을 통해 획득하였으며, 입출력 소속함수로부터 얻어지는 총 625개의 퍼지제어규칙중 그 일부를 예를 들면 다음과 같다.

규칙 39 : 다음 변침이 좌측으로 대각도이며, 선박이 약간 좌로 선회중이고, 항로 중앙에 있으며, 변침점에서 멀리 떨어져 있으면, 좌전타(Port)한다.

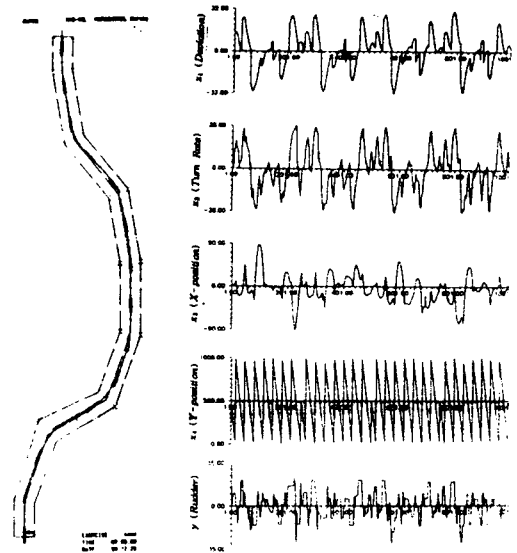


Fig. 4 Designed channel layout & acquired learning data

규칙 132 : 다음 변침이 좌측으로 소각도이며, 선박이 크게 좌로 선회중이고, 항로 약간 좌측에 있으며, 변침점에서 가까이 떨어져 있으면, 타중양(Mid-ship)한다.

규칙 345 : 다음 변침이 없는 직진상태이며, 선박이 약간 우로 선회중이고, 항로 약간 우측에 있으며, 변침점에서 매우 멀리 떨어져 있으면, 약간 좌전타(Port easy)한다.

규칙 449 : 다음 변침이 우측으로 소각도이며, 선박의 선회가 없고, 항로의 매우 좌측에 있으며, 변침점에서 멀리 떨어져 있으면, 약간 우전타(Stb'd easy)한다.

규칙 622 : 다음 변침이 우측으로 대각도이며, 선박이 매우 우로 선회중이고, 항로의 매우 우측에 있으며, 변침점에서 가까이 떨어져 있으면, 우전타(Stb'd)한다.

- ⋮
- R^{39} : If x_1 is NB and x_2 is NS and x_3 is ZO and x_4 is FA, then y is PO
- R^{132} : If x_1 is NS and x_2 is NB and x_3 is LS and x_4 is NE, then y is MI
- R^{345} : If x_1 is ZO and x_2 is PS and x_3 is RS and x_4 is VF, then y is PE
- R^{449} : If x_1 is PS and x_2 is ZO and x_3 is LB and x_4 is FA, then y is SE
- R^{622} : If x_1 is PB and x_2 is PB and x_3 is PB and x_4 is NE, then y is ST
- ⋮

4. 制御規則 및 入出力 所屬函數의 同定

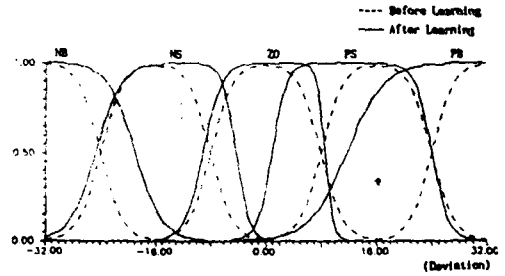
FNN의 학습은 1,003개의 동정용 데이터를 차례로 네트워크에 입력하는 것에 따라 행하고, 데이터가 일순했을 때 학습회수를 1회로 한다. 각 결합하중의 학습율은 입출력 데이터의 값과 학습시의 소속함수의 변화로부터 표 2와같이 최적으로 설정하였고, 총 1,000회 학습을 시행하였다.

Table 2. Learning rates at each weights

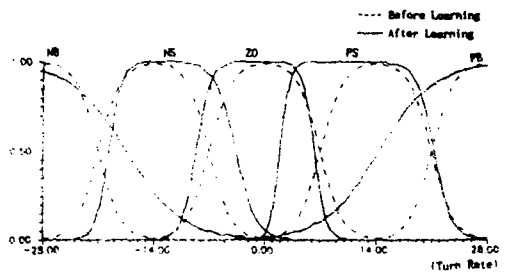
Weights	Learning Rates	Weights	Learning Rates	Wights	Learning Rates
$w_c(x_1)$	0.0001290	$w_g(x_1)$	0.0000031	w_f	0.9
$w_c(x_2)$	0.0000986	$w_g(x_2)$	0.0000035		
$w_c(x_3)$	0.0010227	$w_g(x_3)$	0.0000011		
$w_c(x_4)$	0.0312500	$w_g(x_4)$	0.0000002		

그림 5는 각 소속함수가 학습전의 형태(점선)에서 1,000회의 학습을 통하여 본 선체운동의 제어특성에 맞게 조정된 형태(실선)로의 변환과정을 보여주고 있다.

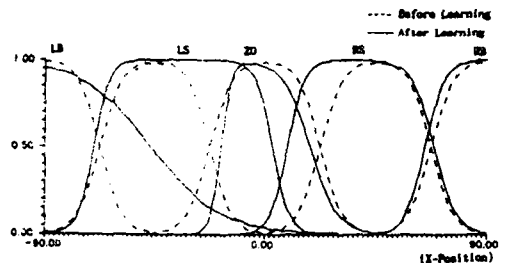
학습결과 전문가의 지식, 경험이 포함된 제어규칙을 자동 획득할 수 있었고, 제3장에 예를 들은 규칙들에 관한 동정결과의 규칙은 표 3과 같이 나타났다. 즉, 규칙 39의 경우 퍼지제어규칙이 Port인데 추정치가 -20.6으로, 규칙 132의 경우는 규칙이 Mid-ship인데 추정치가 -1.8로, 규칙 345의 경우 규칙이 Port easy인데 추정치가 -3.2로, 규칙 449의 경우 규칙 이 Stb'd easy인데 추정치



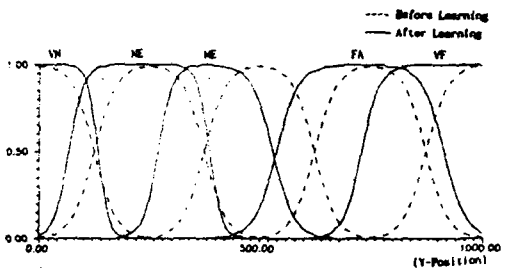
(a) Membership function x_1



(b) Membership function x_2



(c) Membership function x_3



(d) Membership function x_4

Fig. 5. Tuning process for membership function of premise

가 14.4로, 규칙 622의 경우 규칙이 Stb'd인데 추정치가 23.4로 아주 근접된 결과를 추출했다.

그러나 아주 극단적인 선박자세 즉, 선박이 항로의 매우 좌측에 존재함과 동시에 선회가 크게 좌로 선회중인 경우, 다음 변침점이 우측으로 대각도이며, 변침점에서 매우 가까이 떨어져 있는 조건의 선박은 학습데이터가 확보되지 못한 퍼지 분할지역이므로 적절한 추정치가 얻어지지 못했으며, 이에 맞는 규칙의 자동생성을 위해서는 특수조선의 시나리오에 의한 데이터 확보가 요망된다. 그림 6은 동정된 소속함수 및 제어규칙에 의하여 얻어진 추정치 타각(실선)과 실제 조선시의 타각(점선)을 비교하여 나타내는 바, 추종성이 양호함을 알 수 있다.

Table 3. Examples of auto-acquired fuzzy rules

Rule No.	Devi.	T. Rate	X-pos.	Y-pos.	Fuzzy	FNN(y*)
39	NB	NS	ZO	FA	PO	-20.6
132	NS	NB	LS	NE	MI	-1.8
345	ZO	PS	RS	VE	PE	-3.2
449	PS	ZO	LB	FA	SE	14.4
622	PB	PB	PB	NE	ST	23.4

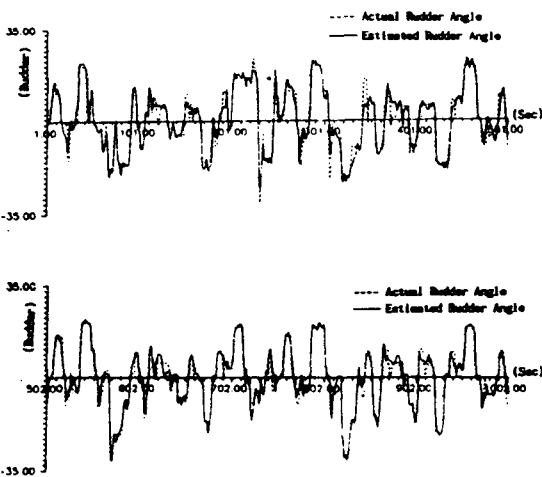


Fig. 6 Comparison actual rudder angle with estimated rudder angle

5. 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 접이안에 앞서 항로에 있어서의 선체운동 제어에 퍼지 신경회로망을 사용한 제어기의 구성방안을 제안하였다. 특히 이 제어기에는 제한된 항로폭에서의 위치제어 및 신침로 거리를 고려한 변침조선 개념을 포함하여 구성하였다. 또한 이 FNN의 적용을 위하여 선박조종 시뮬레이터를 이용하여 모델선박을 시뮬레이션하여 선체 운동특성이 분명한 학습데이터를 획득하였다. 따라서 FNN을 이용한 선체운동제어 시스템에서 이들의 학습을 통하여 최적의 입력력 소속함수를 동정하였고, 그 제어규칙을 자동 획득할 수 있었다.

앞으로 조종수역의 신속 변환시인 접이안 제어에 FNN을 이용한 제어기의 구성방안과 바람, 조류 등의 외력환경과 예선의 사용 등이 포함된 조건에서의 선체운동 제어에 FNN을 이용한 제어기의 구성방안 등에 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, J. of Institute of Navigation, Vol. 5, No. 2, pp. 59-88, (1981).
2. 李哲榮·蔡良範: 새로운 Fuzzy Logic을 이용한 船舶操縱舵系의 制御, J. of Institute of Navigation, Vol. 8, No. 2, pp. 15-28, (1984).
3. 李哲榮·林峰澤: 船舶의 퍼지制御에 관한 연구, J. of Institute of Navigation, 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, 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. 이광형·오길록, 퍼지이론 및 응용, II 권, 홍릉과학출판사, pp. 4-1~5-80, (1991).
 9. 堀川, 外：ニューラルネットワークによる學習型ファジィ制御器, 計測自動制御學習論文集, Vol. 27, No. 2, pp. 208-215, (1991).
 10. 堀川, 外：ファジィニューラルネットワークによるファジィモデリング(I)~(III), 第7~8回ファジィシステムシンポジウム, (1991, 1992).
 11. 堀川, 外：ファジィニューラルネットワークの構成法と學習法, 日本ファジィ學會誌, Vol. 4, No. 5, pp. 906-928, (1992).
 12. 堀川, 外：ファジィニューラルネットワークによる制御戰略·戰術知識の獲得, 日本ファジィ學會誌, Vol. 4, No. 5, pp. 929-941, (1992).
 13. 菅野：ファジィ制御, 日刊工業新聞社, (1988).
 14. 小瀬邦治, 外：船の自動離着棧システムに関する研究, 日本造船學會論文集, 第160號, (1986).
 15. 小山健夫, 外：船の自動離着棧のシステムの考察(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).