韓國港灣學會誌 第6卷 第2號, pp. 3~24, 1992. 12.

論 文

퍼지 神經回路網을 利用한 船舶의 制御

崔 亨 根*·李 哲 榮**

On the Control of Ship's Steering System by Introducing the Fuzzy Neural Network

H. K. Choi · C. Y. Lee

Key Word : 船舶(Ship), 퍼지理論(Fuzzy Theory), 學習制御(Lerning Control), 多層神經回路網(Multi-layer Neural Network), 퍼지 神經 回路網(Fuzzy Neural Network : FNN), 制御시스템(Control system), 퍼지論理制御器 (Fuzzy Logic Controller), 船舶操舵裝置(Ship's steering system), Linguistic Control Rule (LCR), 시뮬레이션(Simulation)

Abstract

In the fuzzy control of ship, the qualitative knowledge and information that the ship's operators have acquired through their experience can be logically described by the Linguistic Control Rule(LCR). The algorithm of the control is made of the LCR, and the control of the ship is performed by processing this algorithm implementing a computer.

The problem in the fuzzy control is that it is very difficult to discribe qualitative human knowledge in the LCR correctly.

To tackle this difficulty, a Fuzzy Neural Network(FNN) was introduced in this paper.

The characteristics of the multi-layer FNN control system applied to the ship's steering system is investigated through the computer simulation, and the results were compared with those of the ordinary fuzzy control system of a ship. The results showed that the FNN method is a very effective to translate human knowledge into the LCR.

1. 序 論

船舶에 있어서의 自動操舵裝置는 船舶의 操舵器를 自動으로 制御하여 針路를 일정하게 維持하거나 自動으로 變針시키는 裝置로서, 1920년대에 Sperry社에 의해 최초로 만들어진 후 오늘날까지 여러가지 형태의 自動操舵裝置가 개발되기에 이르렀다.

그러나, 최근에는 人間의 思考能力과 適應能力을 갖는 知能形 制御器에 대한 研究가 매우 활발하게 進行되고 있으며, 그 대표적인 것으로는 퍼지 理論을이용한 퍼지 論理制御器(Fuzzy Logic

* 正會員, 韓國海洋大學校 大學院
** 正會員, 韓國海洋大學校 港灣運送工學科 教授

Controller)를 들 수 있다.[14, 15, 16]

퍼지 論理制御器에서는 專門家의 經驗을 制御規則으로 表現하여 制御量을 決定한다. 그러므로 既存의 制御器와 比較하여 論理的, 言語的 制御의 特徵을 가지고 있으며, 不正確하고 曖昧한 情報를 取扱할 수 있다. 그러나 專門家의 知識으로부터 制御規則을 구축해야 하는 문제점이 있다.

현실적으로 專門家의 지식으로부터 制御規則을 構成할 경우, 정확한 情報量의 표현이라든가 規則數의 결정에는 일정한 기준이 없어서 많은 施行錯誤를 거쳐야 하는 어려움이 있었다.

本 論文에서는, 이러한 문제점을 해결하고, 여러가지 환경의 변화에 적응할 수 있는 퍼지 論理制御器를 構成하기 위하여 船舶의 바람직한 運動狀態를 기준으로 專門家의 知識을 정확하게 표현하는 적정수의 制御規則을 추출함으로써 퍼지 論理制御器를 構成하는 것을 목적으로 하고 있다.

이러한 목적을 달성하기 위하여, 本 論文에서는 入·出力 데이터로 부터 學習에 의하여 制御規則을 構成할 수 있는 퍼지 神經回路網을 導入하였다.

一般的으로, 神經回路網 制御器(Neural Network Controller)는 入·出力 관계를 정의하는 學習 데이터를 學習시켜 知識 체계를 構成하고,퍼지 制御器는 人間이 經驗的으로 獲得한 言語的 表現에 의한 制御 알고리즘인 IF-THEN型의 制御規則에 의해서 구현된다.[17]

따라서, 本 論文에서는 人間의 經驗, 知識을 이용한 퍼지 制御와 學習能力을 갖는 神經回路網을 이용한 새로운 制御方式인 퍼지 神經回路網 制御方式을 기초로 하여 船舶自動操舵系를 構成하는 방안을 제시하고, 시뮬레이션을 통하여 本 論文에서 提示한 퍼지 神經回路網 制御를 利用한 自動操舵시스템의 有效性을 檢證하고자 한다.

本 論文은 다섯개의 章으로 構成되어 있으며, 第2章에서는 퍼지 理論과 神經回路網의 特徵에 對하여 說明하고, 第3章에서는 船舶自動操舵系에 대한 퍼지 神經回路網의 適用 例를 記述하며, 第4章에서는 시뮬레이션을 통하여 船舶에 대한 퍼지 神經回路網 制御의 有效性을 確認하고, 그 結果에 대한 檢討를 行하였다.

2. 퍼지 神經回路網 制御를 위한 準備

一般的으로 퍼지 시스템과 神經回路網은 각각 다른 형태의 制御 規則이나 制御 데이터로 構成된다. 퍼지 理論을 이용한 퍼지 制御器는 專門家(Expert)가 經驗的 으로 얻은 制御規則을 IF-THEN型의 制御規則으로 表現하여 퍼지 推論(Fuzzy Inference)에 의해 그 結果를 制御出力인 操作量으로 하여 對象을 制御하며, 制御 對象의 수식 모델을 필요치 않는 특징을 갖는다.

또한, 神經回路網 制御器는 演算의 基本單位인 뉴런과 뉴런의 出力값을 다른 뉴런에 전달하는 加重値로 이루어져 있으며, 이 加重値는 주어진 入·出力 데이터로 부터 入·出力 關係를 學習데이터를 使用하여 學習시킴으로써 自動的으로 知識習得(Knowledge Acquisition)이 가능하고, 데이터의 分散處理에 의한 오차 보간 능력과 外亂에 대한 강건성 및 적응 능력등의 특징이 있다.

本 章에서는 퍼지 神經回路網(Fuzzy Neural Network)에 사용되는 퍼지 推論과 神經回路網의 學習 알고리즘으로 사용되는 B.P(Back Propagation)에 대하여 설명하기로 한다.

퍼지 制御器(Fuzzy Controller)는 基本的으로 기존의 制御 理論에 퍼지 集合 理論과 專門家(Expert)가 經驗的으로 獲得한 言語的 制御規則을 IF-THEN 으로 表現하여 원하는 制御量을 發生하도록 하는 Closed-loop control system 으로 그림 2.1 과 같이 構成된다.

基本的으로 퍼지 制御器는 퍼지화기(Fuzzifier), 규칙베이스(Rule-Base), 퍼지 推論器(Fuzzy Inference Engine), 비퍼지화기(Defuzzification)로 構成되어 있다.

퍼지화기는 입력데이터를 적당한 퍼지값으로 변환하고, 규칙베이스는 專門家의 經驗을 IF-THEN 형식으로 표현한 知識 베이스이며, 퍼지 推論器는 規則베이스의 規則을 이용하여 퍼지 入力에 대해 퍼지 出力을 推論하며, 비퍼지화기는

퍼지 推論器에서 추론한 퍼지값을 Crisp한 값으로 변환하는 기능을 갖는다.

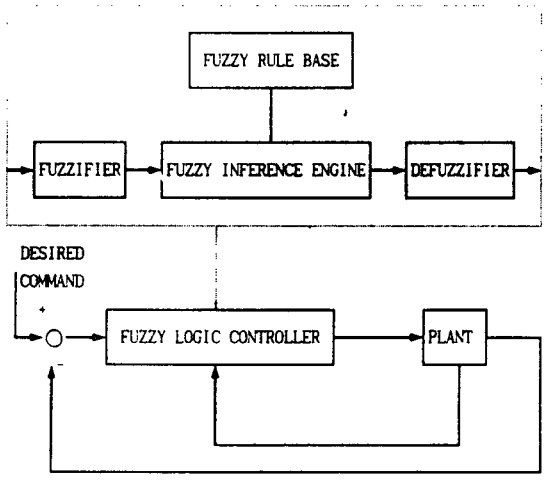

Fig. 2.1 Structure of fuzzy logic control system

퍼지 推論은 設定된 퍼지 命題로 부터 어느 한 命題를 導出하는 것으로 여기에서는 Y*를 重心法(Center of Gravity)에 따라 구하는 過程을 말한다.

퍼지 制御器의 動特性은 專門家의 制御知識을 言語的인 形式으로 나타낸 制御規則에 의해 決定되며 IF(前件部)-THEN(後件部)과 같이 표현된다. 각 前件部와 後件部는 定性的인 言語로 表現되며 複數個의 퍼지 變數들을 導入할 수 있고, 전체적인 制御規則은 式(2.1)과 같이 MISO (Many Input Single Output)의 퍼지 條件文들로 構成되는 것이 보통이다.

R^1 : If X is A_1 and Y is B_1 then Z is C_1
R^i : If X is A_i and Y is B_i then Z is C_i
$(i=1, 2, \cdots, n)$ ..... (2.1)

단, R^i : 制御規則 番號 X, Y : 狀態變數
Z : 制御入力 變數 A_i, B_i, C_i : 퍼지 變數

퍼지 推論에서는 실제 入力이 주어졌을 때, 適用可能한 制御規則을 이용하여 퍼지推論을 행함으로써 出力을 計算한다. 퍼지 推論은 퍼지 論理에 기초한 것이지만, 퍼지 制御에서는 퍼지 關係 槪念을 이용하지 않는 간단한 計算法이 고안되어 있다. 이것은 일반적인 퍼지 論理과 달라서, 퍼지 制御에 있어서의 推論의 前提인 퍼지 制御器에로의 入力이 퍼지값이 아닌 보통의 數値인 것으로, 推論結果도 퍼지값이 아닌 수치로 부여된 것이다.

이러한 퍼지 推論法에는 여러가지 있으나, 아래에서는 Min-max法을 중심으로 설명 하기로한다.[4)]

이 方法에서는 퍼지 變數는 式(2.2)로 表現되는 連續型의 梵鐘型과 式(2.3)으로 표현되는 離散型의 三角型이 있다. 주로 計算이 간단한 三角型이 많이 사용되고 있다.

$$A(x)=e^{(-1/a^2)\,(x-b)^2} \quad \cdots\cdots (2.2)$$

$$A(x)=[\{(1/a)\ (-|x-b|+a)\} \cup 0],\ a>0 \quad \cdots\cdots (2.3)$$

위 式에서 變數 b는 Membership 函數의 Grade가 1이 되는 台集合의 値이고, a는 Membership 函數의 台集合 上의 幅을 나타내고 있다. 그림 2.2는 式(2.3)을 圖式化한 것인데, 式(2.2)는 三角型 대신 曲線形態의 鐘型으로 표현된다.

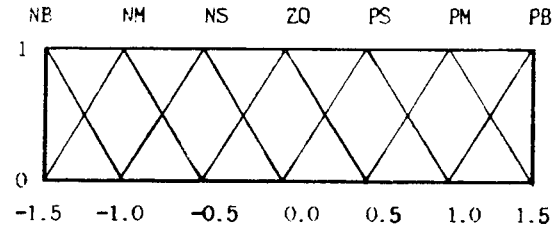

Fig. 2.2 The graphic representation of triangle membership function of fuzzy variable

단,
NB : Negative Big PS : Positive Small
NM : Negative Medium PM : Positive Medium
NS : Negative Small PB : Positive Big
ZO : Zero

그림 2.2를 살펴보면, 台集合이 [-1.5, 1.5]일 때 a는 0.5, b는 NB부터 PB까지 順序대로 -1.5,

−1.0, −0.5, 0.0, 0.5, 1.0, 1.5의 값을 갖는다.

여기서 퍼지 關係의 合成法則에 기초한 推論을 하면, 우선 式(2.1) 과 같은 制御規則이 複數個 있고, 前件部變數 X_1, X_2의 값을 퍼지 値가 아닌 確定된 數値로 부여한 값을 X_1^*, X_2^*로 가정하면, Min-max 合成法則에 따라 다음의 式들이 定義된다.

$$\mu_i = A_{i1}(X_1^*) \cap A_{i2}(X_2^*) \quad \cdots\cdots (2.4)$$

$$B_i^*(y) = \mu_i \cap B_i(y) \quad \cdots\cdots (2.5)$$

$$B^* = \bigcup_{i=1}^{n} B_i^* \quad \cdots\cdots (2.6)$$

式(2.4)의 μi는 i번째 規則의 適合度라고 불리는데, 퍼지 集合의 Grade로서 취급되며 의미상으로는 2개의 前件部變數가 갖는 퍼지 値의 Min 값을 나타내고 있다. 式(2.5) 는 i번째 規則의 推論結果로서 適合度와 後件部變數와의 Min 값을 나타낸다.

式 (2.6)은 全體規則의 推論結果로서 각 推論結果를 Max 合成한 값이 된다. 이상의 값들은 모두 確定된 數値로 나타난다.

퍼지 推論은 B*를 구함으로서 完了되는데, 이 값은 퍼지 集合形態로 表現되므로 비퍼지화라 불리는 推論結果의 解析過程을 거쳐 하나의 確定된 數値로 出力된다. 推論結果의 解析方法에는 最大値 또는 中央値를 취하는 방법, 重心法에 의한 方法 등 여러가지가 있지만 本 論文에서는 一般的으로 많이 사용되고 있는 重心法을 사용하였다. 重心法은 式(2.7)와 같이 定義 된다.[4,12]

式(2.7)은 퍼지 集合 B*의 Membership 函數 B*(y)의 重心座標 y*를 취하는 것으로, 台集合의 要素에 y의 加重値 B*(y)가 加重된 平均을 나타낸다. 그림 2.3은 이상의 推論 節次를 나타내고 있다.

$$y^* = \frac{\int B^*(y)\,y\,dy}{\int B^*(y)\,dy} \quad \cdots\cdots (2.7)$$

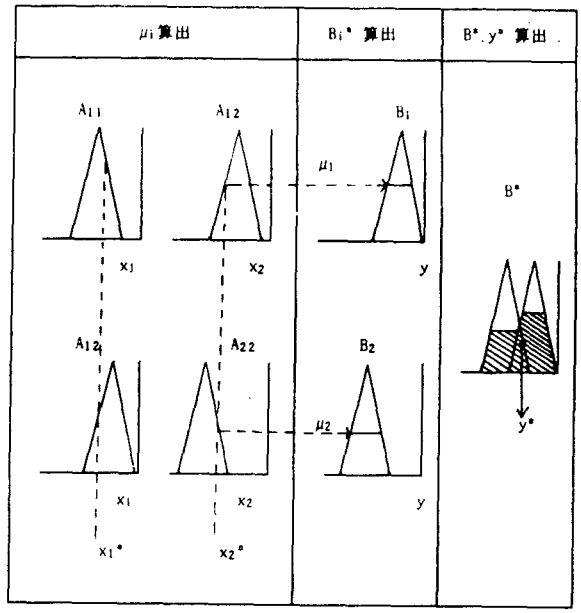

Fig. 2.3 Fuzzy reasoning process

一般的으로 神經回路網을 이용한 制御器의 構成은 그림 2.4와 같이 構成되며[18], 構成된 神經回路網 制御器는 그림 2.5와 같이 入力層과 出力層 사이에 PE(Processing element)들이 하나 이상의 中間層을 形成하는 경우를 多層 神經回路網 이라 하며, 각각은 入力信號를 받는 入力層(Input layer)과, 入力層의 信號로 부터 非線形 Mapping을 行하는 中間層(Hidden layer), 그리고 出力層(Output layer)으로 이루어진다.

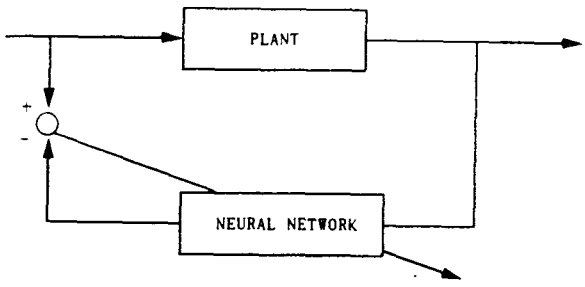

Fig. 2.4 Neural-network controller

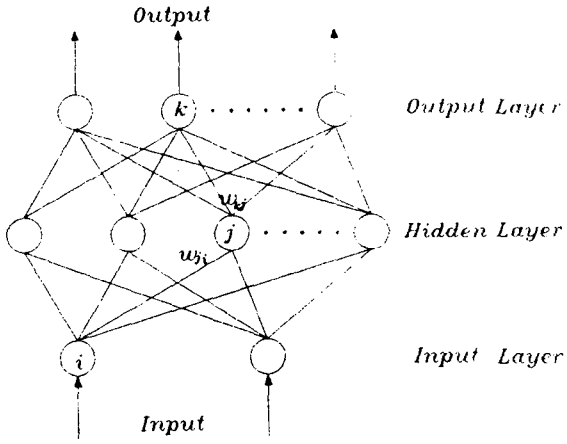

Fig. 2.5 Multi-layer neural network

그림 2.5 와 같은 多層 神經回路網을 構成하는 각 뉴런의 入·出力 特性(그림 2.6參照)은 出力層의 K번째 뉴런의 例를 들면 다음과 같은 數學的 모델을 갖는다.[18]

$$f(a,\ net_K)=\frac{1}{1+EXP(-1\cdot net_K)} \quad \cdots\cdots\cdots (2.8)$$

$$net_K=\sum_j(W_{Kj}\cdot OUT_j) \quad \cdots\cdots\cdots (2.9)$$

$$OUT_K=f(net_K) \quad \cdots\cdots\cdots (2.10)$$

여기에서, OUT_j는 中間層에서 뉴런 j의 出力이며, W_{Kj}는 出力層의 뉴런 K와 中間層의 뉴런 j사이의 加重値(weight)를 나타낸다. $f(a,net_K)$는 뉴런의 活性化 函數 (Activation function)라 하고 보통은 시그모이드(Sigmoid)函數를 사용한다. 그리고 a는 뉴런 活性化 函數의 기울기를 나타내는 係數이다.

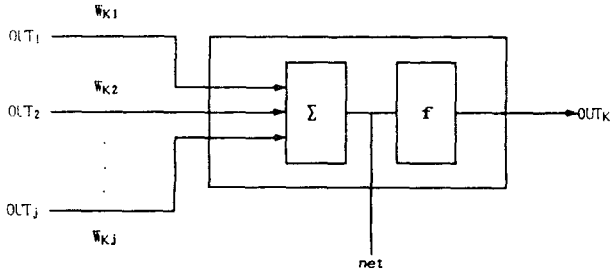

Fig. 2.6 Artificial neuron with activation function

이러한 多層 神經回路網의 學習은 어떤 入力패턴이 入力層으로부터, 出力層으로 진행함에 따라 各層의 뉴런은 바로 앞 層 뉴런의 出力에 加重値(Weight)를 곱하여진 것을 出力으로 내게 되는데, 入力層과 出力層 사이의 中間層에서 非線形 變換에 의한 特性으로 活性化 函數(Activation function)를 거치게 된다. 이 活性化 函數의 出力값에 다시 加重値가 곱하여져서, 다음層의 入力이 된다. 이러한 과정이 最終 出力層에 도달할 때 까지 반복된다.

한편, B.P(Back-Propagation) 알고리즘[17]은 Supervised 學習으로 教師信號가 존재하며 入力패턴에 대한 出力패턴을 出力 하도록 하는 加重値를 調節하여 實際 出力과 원하는 出力과의 誤差를 最小化 하는 것이다. 式(2.11)은 最終 出力層에서의 全體 誤差를 各 出力層 뉴런의 出力과 目標値와의 差異들의 合으로 나타낸 것이다.

$$E=\tfrac{1}{2}\sum_K(T_K-O_K)^2 \quad \cdots\cdots\cdots (2.11)$$

단, T_K : 出力層의 K번째 뉴런의 目標값
O_K : 出力層의 K번째 뉴런의 出力값

神經回路網에서 學習시킨다는 것은 式(2.11)의 誤差 E를 줄이는 방향으로 加重値를 調節한다. 이러한 出力層의 加重値의 變化量 및 誤差는 Gradient descent法에 의해 다음과 같이 구할 수 있다.

出力層의 誤差計算 및 加重値 變化量

$$\frac{\partial E}{\partial W_{Kj}}=\frac{\partial E}{\partial O_K}\cdot\frac{\partial O_K}{\partial D_K}\cdot\frac{\partial D_K}{\partial W_{Kj}}$$

$$=-(T_K-O_K)\cdot O_j \quad \cdots\cdots\cdots (2.12)$$

$$\Delta W_{Kj}=-\eta\cdot\frac{\partial E}{\partial W_{Kj}}$$

$$=\eta\cdot(T_K-O_K)\cdot O_j \quad \cdots\cdots\cdots (2.13)$$

단, T_K : 出力層의 K번째 뉴런의 目標값
O_K : 出力層의 K번째 뉴런의 出力값
D_K : 出力層의 K번로 傳達되는 入力의 總合
W_{Kj} : 出力層의 K번 中間層 뉴런 j사이의 加

重値

O_j : 中間層 뉴런 j의 出力값

η : 學習率 ($0<\eta<1$)

中間層 誤差計算및 加重値 變化量은 出力層과 달리 다음 式에 의해 구해진다.

$$\frac{\partial E}{\partial W_{ji}} = \frac{\partial E}{\partial O_K} \cdot \frac{\partial O_K}{\partial O_j} \cdot \frac{\partial O_j}{\partial D_j} \cdot \frac{\partial D_j}{\partial W_{ji}}$$

$$= -(T_K - O_K) \cdot W_{ji} \cdot I_i \quad \cdots\cdots\cdots\cdots \quad (2.14)$$

$$\Delta W_{ji} = -\eta \cdot \frac{\partial E}{\partial W_{ji}}$$

$$= \eta \cdot (T_K - O_K) \cdot W_{ji} \cdot I_i \quad \cdots\cdots\cdots \quad (2.15)$$

단, D_j : 中間層 뉴런 j로 傳達되는 入力의 總合

I_i : 入力層 뉴런 i의 出力값

W_{ji} : 入力層 뉴런 i와 中間層 뉴런 j사이의 加重値

式(2.12)~(2.15)를 이용하여 各 層에서의 새로운 加重値들은 다음과 같이 구해진다.

$$W_{Kj}(t+1) = W_{Kj}(t) + \Delta W_{Kj} \quad \cdots\cdots\cdots\cdots\cdots \quad (2.16)$$

$$W_{ji}(t+1) = W_{ji}(t) + \Delta W_{ji} \quad \cdots\cdots\cdots\cdots\cdots \quad (2.17)$$

式(2.12)~(2.17) 過程을 出力層에서 入力層까지 繼續的으로 反復하면 各 뉴런의 出力誤差가 減少하도록 加重値가 변하며, 마지막에는 誤差가 없게 되는 B.P 學習이 이루어 진다.

3. 船舶自動操舵系에 대한 퍼지 神經回路網의 構成

一般的으로 퍼지 論理를 利用한 퍼지 制御器에서 중요한 것은 주어진 플랜트에 적합한 制御規則을 얻는 것이다. 그러나 이 制御規則은 專門家의 經驗, 知識등으로 부터 얻어진 것이라도 플랜트가 複雜한 動的特性을 갖는 경우에는 플랜트에 적합한 制御規則을 얻는다는 것은 대단히 어려운 일이다. 만약 얻어졌다 하더라도 最適의 制御規則을 찾는다는 것은 많은 施行錯誤的인 調整을 필요로 하는 어려움이 있다.

따라서, 本 論文에서는 퍼지 神經回路網의 特徵인 制御對象에 대한 모델링을 필요치 않고,주어진 入·出力 데이터를 學習을 시키거나 專門家의 經驗과 知識을기초로 한 制御規則들을 이용하여 制御를 하므로 制御器의 出力이 入力에 대하여 數學的으로 어떻게 대응되어야 하는가에 대한 가정이 필요없는 점을 考慮하여, 퍼지 推論에 神經回路網을 사용하여 制御 規則의 後件部를 定數로 표현하고,[10] 추론값을 前件部 適合度와 後件部 定數와의 곱의 합으로 구한 簡略化한 퍼지 推論을 사용한 神經回路網에 의한 學習形 퍼지 制御器를 導入한다. 이 簡略化한 퍼지 推論法은 2 入力(X_1, X_2), 1 出力(y)의 경우에는 式(3.1)~(3.2)과 그림 3.1로 표현된다. 그림 3.2는 入力 X_1, X_2에 대한 前件部 Membership 函數의 種類數가 各各 3種類인 경우에 있어서 퍼지 神經回路網의 前件部의 構成이며, 이때 同定 가능한 規則 數는 9개가 된다.

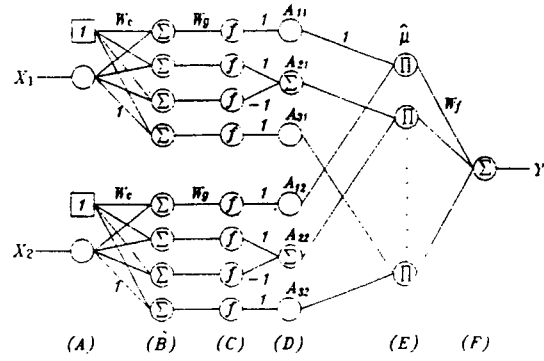

Fig. 3.1 Fuzzy controller using neural network

$$R^i : \text{If } X_1 \text{ is } A_{i1} \text{ and } X_2 \text{ is } A_{i2} \text{ then } y = f_i \quad \cdots \quad (3.1)$$

(前件部 / 後件部)

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

$$Y^* = \frac{\sum_{i=1}^{n} \mu_i f_i}{\sum_{i=1}^{n} \mu_i} = \sum_{i=1}^{n} \hat{\mu}_i f_i \quad \cdots\cdots\cdots\cdots\cdots \quad (3.2)$$

단, R^i : i번째의 퍼지 規則 A_{i1}, A_{i2} : 퍼지 變數
f_i : 定數 n : 規則 數
$\hat{\mu}_i$: 總合이 1이 되는 規格化된 適合度
y^* : 推論値
μ : R^i의 前件部 適合度

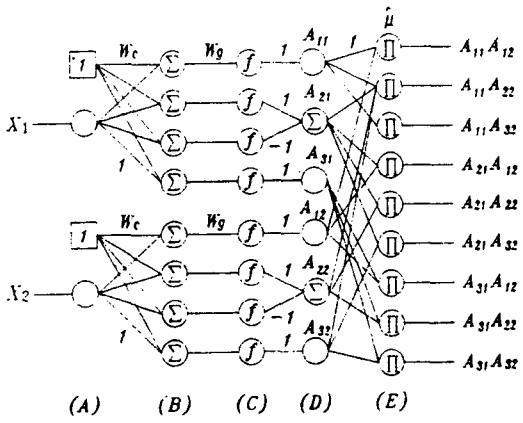

Fig. 3.2 Membership function of premise using neural network

그림 중의 圓은 Unit를 나타내고, Unit 사이의 W_c, W_g, W_f 및 1, −1은 加重値을 의미하고, (A)層의 1의 기호를 갖는 四角形은 항상 일정한 값 1을 出力하는 Bias unit이고, $\sum$의 기호를 갖는 Unit는 入力의 線形合을 出力하며, $\prod$기호를 갖는 Unit는 入力의 곱을 出力한다. 또한 기호가 없는 Unit는 단지 入力을 出力에 분배하고 있다. 이상의 關係를 式으로 표현하면 다음과 같다.

$$I_j^{(n)}=\sum_k W_{jk}^{(n,n-1)}\ O_k^{(n-1)} \quad \cdots\cdots (3.3)$$

$$\sum : O_j^{(n)}=I_j^{(n)} \quad \cdots\cdots (3.4)$$

$$f : O_j^{(n)}=f'(I_j^{(n)}) \quad \cdots\cdots (3.5)$$

단, $I_j^{(n)}$: 第 n 層 第 j 層 Unit의 入力
$O_j^{(n)}$: 第 n 層 第 j 層 Unit의 出力
$W_{jk}^{(n,n-1)}$: 第 n−1 層 第 k 層 Unit로부터 第 j Unit까지의 加重値
f' : Sigmoid 函數

만약 (A)層에 入力 X_j가 들어오면 (C)層에 있어서 Bias인 加重値 W_c가 더해진 것에 W_g를 곱한 것이 (D)層의 sigmoid 函數의 入力이 된다. 이 (D)層의 出力이 入力 X_j에 대한 각각의 Membership 函數의 값이 出力 되어진다. 여기서 加重値 W_c, W_g는 各各 sigmoid 函數의 規格化된 台集合上에 있어서 中心의 位置 및 기울기를 정하는 파라메타이며, W_c의 값에 따라서 $A_{2j}(x_j)$ 〈0이 되는 것도 있지만 그 경우에는 $A_{2j}(x_j)=0$이 된다. (A)~(D)층의 관계는 式(3.6)으로 표현된다.

$$O_j^{(D)}=\frac{1}{1+EXP\{-W_g(X_j+W_c)\}} \quad \cdots\cdots (3.6)$$

$$I_j^{(n)}=\prod_k W_{jk}^{(n,n-1)}\ O_k^{(n-1)} \quad \cdots\cdots (3.7)$$

$$O_j^{(n)}=\frac{I_j^{(n)}}{\sum_k {}^{(n)}_{ik}} \quad \cdots\cdots (3.8)$$

(E)層에서 $\prod$ 記號를 갖는 Unit는 그 入·出力 關係가 式(3.7), (3.8)과 같이 표현된다. (E)層의 入力은 (D)層의 出力을 곱하여 前件部의 適合度가 구해지고, 이 入力을 前件部 適合度의 總合에 의하여 規格化된 값이 (E)層으로 부터 出力 되어진다.

즉,(E)層에서는 一般的으로 다음과 같은 計算을 행한다.

$$\text{入力} : \mu_i=\prod A_{ij}(x_j) \qquad \text{出力} : \hat{\mu}_i=\frac{\mu_i}{\sum_k \mu_i}$$

$$\cdots\cdots (3.9)$$

위 式의 μ_i는 i번째의 퍼지 規則의 前件部 適合度이고, $\hat{\mu}_i$는 그 總合이 1이 되는規格化된 前件部 適合度이다.

그림 3.1에서 (E)~(F)層이 後件部이며, W_i는 後件部 定數 f_i를 의미하는 加重値 이다. (E)層의 出力은 規格化된 前件部 適合度 $\hat{\mu}_i$이고, (F)層에 있어서는 $\hat{\mu}_i$와 W_i의 곱의 합이 出力되고 그것은 式(3.1)~(3.2)으로부터 重心法에 의하여 간략화 퍼지 推論의 推論値가 된다.

퍼지 神經回路網 에 있어서 學習은 多層 神經

回路網과 동일하게 出力의 期待値와 實際값의 誤差가 줄어들도록 모든 連結加重値(Connection Weight)를 調節하고, 上位層의 誤差를 현재의 連結强度를 加重値로하여 다음 下位層에 逆傳播 하여 下位層에서는 이를 근거로하여 자기층의 加重値를 조절하는 法으로서, 本 論文에서는 加重値 W_c, W_g, W_f를 學習에 의해서 변화시키는 것에 의해서 制御規則의 同定 및 後件部 Membership 函數의 미세조정을 행한다.

그 學習 알고리즘에는 式(3.10)~(3.11)으로 나타내는 B.P법을 사용한다.

出力層 : $\delta_j^{(n)}=(T_j-O_j^{(n)})f'(i_j^{(n)})$ ····· (3.10)

中間層 : $\delta_j(n)=f'(i_j^{(n)})\sum_k \delta_k^{(n+1)}\ W_{kj}^{(n+1)}$ ····· (3.11)

단, (n) : 第 n 層　　i : 各 Unit의 入力

j : 第 j Unit　　O : 各 Unit의 出力

T : 出力層의 教師信號

f' : Unit의 內部函數의 導函數

$W_{kj}^{(n+1)}$: 第 n 層 第 j Unit으로부터 第n+1 層 第 k Unit까지의 加重値

$\delta_j(n)$: 第 n 層 第 j Unit의 誤差

(F)層에서는 式 (3.10), (B)~(E)層에서는 式 (3.11)을 利用하여 各 層에 있어서 誤差를 計算한다.

그리고, (D)層 이외의 Unit는 모두 線形 Unit이므로 $f'(I_j^{(n)})=1$이며, 加重値는 원하는 出力과 現在의 出力과의 誤差로부터 加重値를 更新하며, 式 (3.10)~(3.11)의 結果와 式 (3.12)을 利用하여 加重値 W_c, W_g, W_f를 구한다.

$W_{ji}^{(n)}(m+1)=W_{ji}^{(n)}(m)+\eta\ \delta_j^{(n)}O_i^{(n-1)}$ ··· (3.12)

단, η : 學習率　　m : 更新回數

이상을 기초로 하여, 本 論文에서는 船舶에 있어서 偏角에 의한 경우와 偏角 및 偏角速度를 고려한 경우 대하여 퍼지 神經回路網 制御 알고리즘을 構成해 보기로 한다.

船舶에 있어서 퍼지 神經回路網의 偏角制御에서는 操作量인 舵角을 獲得하는 方法은 Q/M의 경우에는 舵角을 經驗에 의해 적절하게 준다는 것을 기초로 하여 船舶의 針路를 制御하게 되며, 지금까지의 蓄積된 經驗에 의해서 偏角의 크기를 考慮해 가면서 操舵하게 된다. 즉, 偏角에 대강 비례하게 반대편으로 舵角을 적절히 변화시켜 주는 것이다. 이와 같이 Q/M의 축적된 經驗과 이론적인 研究結果들로 부터 LCR을 작성한 후, 前述의 퍼지 推論과 學習에 의해 制御入力인 舵角을 결정하여 船舶을 制御하게 된다.

여기서는 舵角을 Q/M의 經驗에 비추어, 偏角의 크기에 대강 비례하게 반대편으로 줌으로써 船舶을 制御할 수 있다는 생각을 기초로 LCR을 작성하고, 이를 이용하여 퍼지 神經回路網 制御를 실행하는 방법에 대해 설명하고자 한다.

먼저, 퍼지 變數로서 여기서는 制御量인 偏角에 대해서는 PB, PM, PS, PV, ZO, SV, SS, SM, SB의 9개로, 操作量인 舵角에 대해서는 制御量의 反對概念인 SB, SK, SM, SJ, SS, SI, SV, SU, ZO, PU, PV, PI, PS, PJ, PM, PK, PB의 17개로 定하여 다양한 舵角을 사용할 수 있도록 하였다.

다음은 퍼지 變數의 台集合을 구간 [−15.0, 15.0]으로 정하고, 퍼지 變數를 확정하기 위한 Membership 函數를 결정한다. Membership 函數는 台集合에 대하여 離散化할 수도 있으나, 本 論文에서는 規格化하여 三角形의 函數形態로 定義하였다. 그림 3.3은 偏角(設定針路−現在針路)에 대한 規格化函數式을 圖式化한 것으로, 函數式은 式 (2.3)에 의한 것이다.

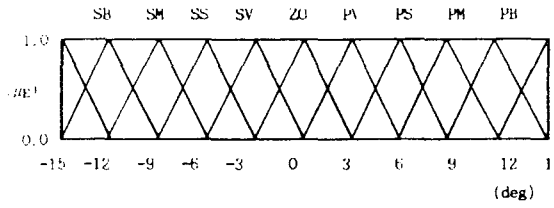

Fig. 3.3 The graphic representation of triangle membership function of the deviation angle

그림 3.4은 操作量인 舵角에 대한 規格化函數式을 圖式化한 것으로 그림 3.3와 마찬가지로 설

명되며, 舵角에 대해서는 右舷舵가 플러스(+)로 左舷舵가 마이너스(−)로 表現되어 있다. 이 때, 後件部變數인 舵角의 函數式에서 퍼지 變數가 갖는 台集合 上의 變數幅에 따라 전체 시스템의 性能이 변하기 때문에, 後件部變數幅의 결정은 매우 重要하다.[12)]

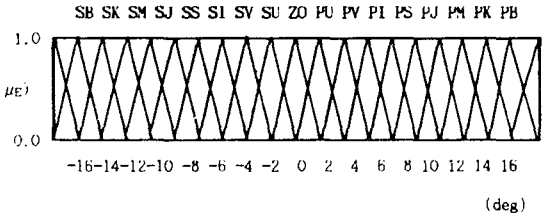

Fig. 3.4 The graphic representation of triangle membership function of the rudder angle

현재 그림 3.3은 幅이 4로 되어 있는데, 이것은 台集合의 폭을 각각 달리하는 경우에 대한 硏究結果에 의해 결정된 것이다.[3, 11, 12)]

制御規則인 LCR은, Q/M의 經驗과 操舵로 인한 抵抗增加 및 船舶速力減少 등의 에너지 損失을 고려하여 表 3.1과 같이 구성하였다.[1, 2, 3)]

Table 3.1 The LCR considering the deviatioin angle for fuzzy neural network

R^1 : If DE=SB then RU=PM	or
R^2 : If DE=SM then RU=PJ	or
R^3 : If DE=SS then RU=PI	or
R^4 : If DE=SV then RU=PU	or
R^5 : If DE=ZO then RU=ZO	or
R^6 : If DE=PV then RU=SU	or
R^7 : If DE=PS then RU=SI	or
R^8 : If DE=PM then RU=SJ	or
R^9 : If DE=PB then RU=SM	

단,

DE : Deviation Angle

SB : Starboard Big　　SM : Starboard Medium
SS : Starboard Small　　SV : Starboard Very Small
ZO : ZERO
PV : Port Very Small　　PS : Port Small
PM : Port Medium　　PB : Port Big

RU : Rudder Angle

SB : Starboard Big
SK : Mean of SB and SM
SM : Starboard Medium　　SJ : Mean of SM and SS
SS : Starboard Small　　SI : Mean of SS and SV
SV : Starboard Very Small
SU : Mean of SV and ZO
ZO : ZERO
PU : Mean of ZO and PV　　PV : Port Very Small
PI : Mean of PV and PS　　PS : Port Small
PJ : Mean of PS and PM　　PM : Port Medium
PK : Mean of PM and PB　　PB : Port Big

다음은 퍼지 制御에 있어서 퍼지 關係의 Min-max 合成法則에 따른 推論過程으로서, 式(2.5)에 의하여 適合度(μ_i)가 구해지게 되는데, 여기서는 前件部 變數가 1개(偏角)이므로 Min 過程을 거치지 않고 직접 구해진다. 各 規則에 대한 推論結果는 式(2.5)에 의해 구해지며, 전체적인 推論結果는 式(2.6)에 의해서 구해진다. 마지막으로, 비퍼지화 過程인 解析方法을 거치면서 하나의 確定된 數値로 出力되는데, 式 (2.7)의 重心法이 利用된다.

또한, 실제 船舶에 있어서 Q/M는 偏角의 크기뿐만 아니라 偏角의 變化量도 동시에 고려하여 操舵를 하게 된다. 즉, PD 制御에 상응되는 역할을 하는 것이다. 偏角및 偏角速度를 고려한 경우에는 偏角에 의한 퍼지 神經回路網과 마찬가지로 偏角및 偏角 변화량을 고려하여 LCR을 구성하고, 이를 船舶에 있어서 퍼지 神經回路網 制御를 適用하는 방법에 대하여 설명하고자 한다.

먼저 偏角과 舵角에 대한 퍼지 變數와 퍼지 變數의 台集合은 퍼지 神經回路網의 偏角을 이용한 것과 동일한 것을 사용하고, 偏角의 變化量에 대해서는 BD, SD, ZO, SI, BI의 5개를 퍼지 變數로 사용 한다.

다만, 偏角의 變化量($\theta_{T+1}-\theta_T$)에 대해서는, 實船舶에서 偏角의 變化量은 아주 큰 경우에도 약 1.5(deg/sec) 정도 된다는 점을 감안하여, 規格化

구간을 [−1.5, 1.5]으로 두었다.

Membership 函數에 대해서는 偏角과 舵角의 경우는 그림 3.3, 그림 3.4와 같고, 偏角의 變化量에 대해서만 그림 3.5와 같이 정하였다.

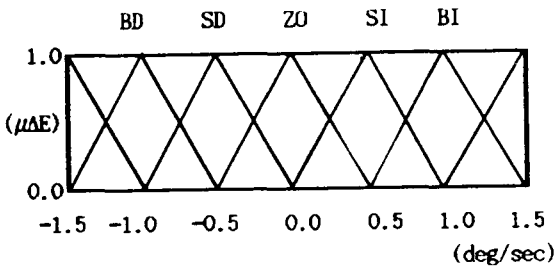

Fig. 3.5 The graphic representation of triangle membership function of the deviation angle velocity

단, BI : Big Increase BD : Big Decrease
SI : Small Increase SD : Small Decrease
ZO : Zero

그리고 LCR은 Q/M의 經驗과 船舶操舵系의 最適制御에 대한 硏究結果와 에너지 損失을 고려하여 표 3.2와 같이 구성하였는데,[1,2,3] 표 3.1과 같은 If−then 형식 대신 45개의 LCR을 간단히 축약한 형태로 표현한 것이다. 制御規則의 번호는 행렬로 표시하여 $R^1(1,1)$, $R^2(1,2)$, $R^3(1,3)$, …, $R^{44}(9,4)$, $R^{45}(9,5)$ 순으로 되어 있다.

Table 3.2 The LCR considering the deviatioin angle and deviation angle velocity for fuzzy neural network

DA / DAV		선수편각(E)								
		SB	SM	SS	SV	ZO	PV	PS	PM	PB
편	BD	PV	PU	ZO	SV	SV	SJ	SK	SB	SB
각	SD	PI	PV	PU	ZO	SU	SI	SM	SK	SB
각	ZO	PM	PJ	PI	PU	ZO	SU	SI	SJ	SM
도	SI	PB	PK	PM	PI	PU	ZO	SU	SV	SI
(ΔE)	BI	PB	PB	PK	PJ	PV	PV	ZO	SU	SV

이상을 고려하여 船舶에 있어서 偏角 및 偏角 변화량을 入力으로 하고 操作量인 舵角을 出力으로 하는 퍼지 神經回路網을 構成하면 그림 3.6과 같으며 前件部 Membership 函數 종류는 각각 9개, 5개 이며, 이때 분할(Partition)은 規則에 의하여 45개로 나누어진다.

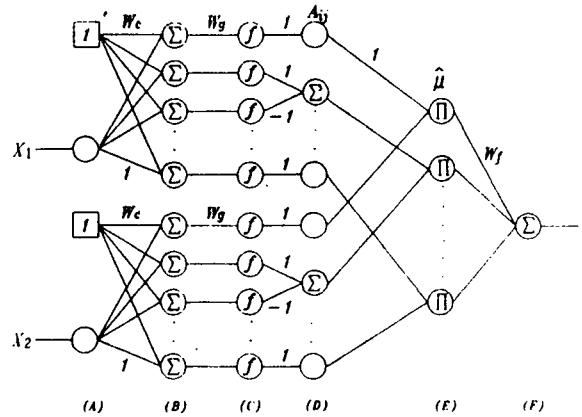

Fig. 3.6 Fuzzy Neural Network considering deviation angle and deviation angle velocity

推論過程도 偏角을 고려했을 때와 동일하나, 여기서는 前件部變數가 2개(偏角, 偏角速度)인 점이 다른데, Min 合成에 의해 適合度를 구하면 된다.

그림 3.7은 이상의 推論過程을 나타내 보이고 있다.

그림 3.7을 살펴보면, 前件部變數 x_1^*, x_2^*가 각각 4.0, 0.1로 入力된 경우, Min合成에 의해 適合度(μ_i)를 구하면 R^{28}, R^{29}, R^{33}, R^{34}에서 유효한 값을 갖는데, 각각 0.38, 0.63, 0.2, 0.2가 된다. 이것에 의해 各 制御規則의 推論結果(B_i^*) 및 各 推論結果의 合成値(B^*)는 그림에서와 같은데, 制御規則 R^{28}, R^{34}의 後件部變數가 SU로서 같은 퍼지 變數를 가지므로 Max 合成에 의해 適合度가 높은 R^{28}이 R^{34}를 포함하여 3개의 制御規則이 Max 合成된 형태로 되어 있다. 마지막 단계로서, 出力값인 해석치(y^*)는 式(2.7)에 의해 2.91°가 되며, 이것이

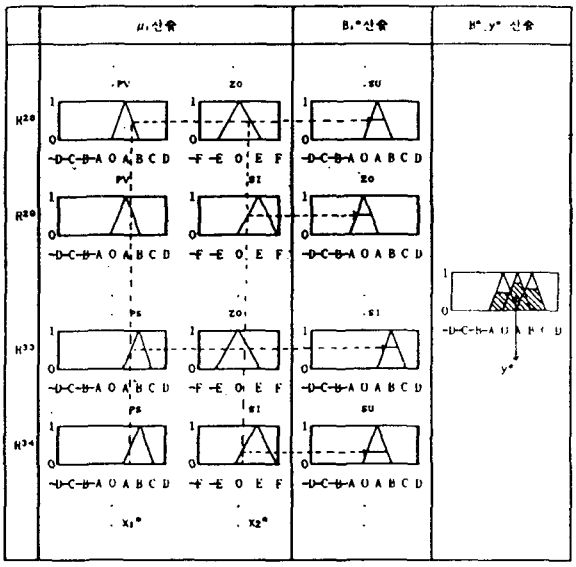

Fig. 3.7 Fuzzy reasoning process considering the deviation angle and deviation angle velocity(DA=4.0°, DAV=0.1(deg/sec))

制御操作量인 퍼지 制御器의 出力이 된다. 본 論文에서는 前件部 입력변수가 x_1^*, x_2^*가 각각 4.0, 0.1로 入力된 경우에 重心法에 의한 推論 結果 出力이 2.91과 같은 入·出力 패턴을 偏角에 의한 경우와 동일하게 주어진 入·出力 데이터에 (표 3.4參照) 따라서 學習시키면 Universe of discourse [−1.0, 1.0]上의 값으로 mapping 하는 2 入力 1 出力에 대한 Membership 函數 값이 算出되며, 評價函數와 全體誤差는 偏角制御인 경우와 同一하다. 그림 3.8은 學習횟수와 全體誤差와의 關係를 나타내고 있다.

이때 구하여진 適合度와 後件部 定數를 의미하는 W_i와의 곱이 重心法에 의한 簡略化한 퍼지 推論의 推論값이 된다.(표 3.4 參照)

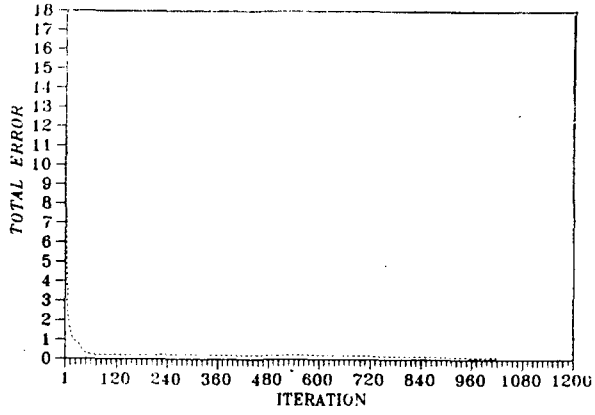

Fig. 3.8 The relation of total error and iteration

Table 3.3 Adjusted values from result of learning

W_{f1-45}	1.63	−71	−.79	.36	1.24	−.54	−.08	−.56	.51
	−1.99	1.79	.68	.20	−.92	2.61	−.79	−.92	.86
	−.28	−.52	−2.37	.44	−.72	−.44	−.14	.31	.69
	.35	.07	−.26	.00	−.17	.34	.65	−.64	1.23
	.42	−.05	−.13	2.07	−.97	−1.36	−.17	−.34	−2.35
Wc_{1-24}	−.22	1.10	−.17	.52	−.75	−.91	1.40	−2.06	
	.76	−.82	.03	.75	.44	−1.07	−.27	−.30	
	.95	.88	−.55	−.45	.26	.87	.55	−.85	
Wg_{1-24}	−.01	3.75	.00	.00	3.26	1.36	−.50	3.96	
	.00	.41	.77	−.15	−.98	.00	2.61	2.99	
	−4.21	2.81	−.01	.26	−.83	−.32	−.01	.00	
$A_{1j}(X_1)$	.50	.48	.42	.00	.00	.00	.08	.17	.29
$A_{2j}(X_2)$	.02	.42	.03	.00	.50				
μ_{1-45}	.00	.00	.00	.00	.00	.00	.00	.00	.00
	.11	.11	.09	.00	.00	.00	.02	.04	.07
	.01	.01	.01	.00	.00	.00	.00	.00	.00
	.00	.00	.00	.00	.00	.00	.00	.00	.00
	.13	.13	.11	.00	.00	.00	.02	.04	.08

Table 3.4 Identified data

#	입 력		출 력	추론값	#	입 력		출 력	추론값
0	4.0000	.0000	-2.6400	-2.5040	301	-4.0000	.0000	2.6400	2.4423
1	3.9900	-.0140	-2.5900	-2.5359	302	-3.9900	.0140	2.5900	2.2026
2	3.9500	-.0260	-2.5300	-2.4843	303	-3.9500	.0260	2.5300	2.0244
3	3.8900	-.0360	-2.4600	-2.3973	304	-3.8900	.0360	2.4600	1.8819
4	3.8100	-.0450	-2.3800	-2.2701	305	-3.8100	.0450	2.3800	1.7519
5	3.7100	-.0520	-2.2900	-2.1357	306	-3.7100	.0520	2.2900	1.6363
6	3.6000	-.0580	-2.1700	-2.0003	307	-3.6000	.0580	2.1700	1.5302
7	3.4800	-.0630	-2.0200	-1.8773	308	-3.4800	.0630	2.0200	1.4320
8	3.3500	-.0670	-1.8600	-1.7774	309	-3.3500	.0670	1.8600	1.3404
9	3.2100	-.0700	-1.6700	-1.7015	310	-3.2100	.0700	1.6700	1.2548
10	3.0700	-.0710	-1.4600	-1.6650	311	-3.0700	.0710	1.4600	1.1840
.	.	.	.	.	.	.	.	.	.
.	.	.	.	.	.	.	.	.	.
.	.	.	.	.	.	.	.	.	.
100	.0600	.0000	-.0600	-.0415	400	-.0600	.0000	.0600	.0570
101	.0600	.0000	-.0500	-.0415	401	-.0600	.0000	.0600	.0570
102	.0600	.0000	-.0500	-.0415	402	-.0600	.0000	.0500	.0570
103	.0600	-.0010	-.0500	-.0348	403	-.0600	.0000	.0500	.0570
104	.0600	-.0010	-.0500	-.0348	404	-.0600	.0010	.0500	.0501
105	.0600	-.0010	-.0500	-.0348	405	-.0600	.0010	.0500	.0501
106	.0600	-.0010	-.0500	-.0348	406	-.0600	.0010	.0500	.0501
107	.0600	-.0010	-.0400	-.0348	407	-.0600	.0010	.0500	.0501
108	.0500	-.0010	-.0400	-.0264	408	-.0600	.0010	.0400	.0501
109	.0500	-.0010	-.0400	-.0264	409	-.0500	.0010	.0400	.0421
110	.0500	-.0010	-.0400	-.0264	410	-.0500	.0010	.0400	.0421
.	.	.	.	.	.	.	.	.	.
.	.	.	.	.	.	.	.	.	.
.	.	.	.	.	.	.	.	.	.
200	-.0100	.0000	.0000	.0164	500	.0100	.0000	.0000	.0000
201	-.0100	.0000	.0000	.0164	501	.0100	.0000	.0000	.0000
202	-.0100	.0000	.0000	.0164	502	.0100	.0000	.0000	.0000
203	-.0100	.0000	.0000	.0164	503	.0100	.0000	.0000	.0000
204	-.0100	.0000	.0000	.0164	504	.0100	.0000	.0000	.0000
205	-.0100	.0000	.0000	.0164	505	.0100	.0000	.0000	.0000
206	-.0100	.0000	.0000	.0164	506	.0100	.0000	.0000	.0000
207	-.0100	.0000	.0000	.0164	507	.0100	.0000	.0000	.0000
208	-.0100	.0000	.0000	.0164	508	.0100	.0000	.0000	.0000
209	-.0100	.0000	.0000	.0164	509	.0100	.0000	.0000	.0000
210	-.0100	.0000	.0000	.0164	510	.0100	.0000	.0000	.0000
.	.	.	.	.	.	.	.	.	.
.	.	.	.	.	.	.	.	.	.
.	.	.	.	.	.	.	.	.	.
300	-.0100	.0000	.0000	.0164	601	.0100	.0000	.0000	.0000

4. 시뮬레이션 및 檢討

船舶이 自動操舵로 航海할 경우 操舵系를 구성하는 要素로서는 自動操舵器, 舵器엔진, 舵 및 Compass 등이 있다. 自動操舵가 아니고 人間에 의해 操舵될 경우에는 自動操舵器 대신 Quarter

Master (Q/M)가 대신한다. 本 論文에서 다루고자 하는 퍼지 神經回路網 制御에 의한 경우는 그림 4.1과 같이 構成된다.

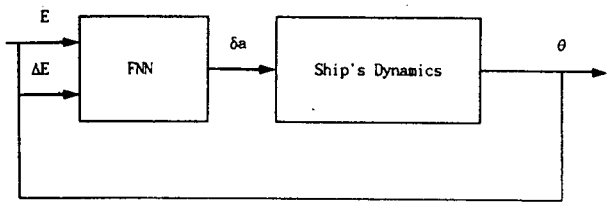

Fig. 4.1 Block diagram of ship's steering system

本 論文의 學習은 偏角, 偏角 및 偏角速度를 고려한 퍼지 制御 結果를 學習 데이터로 사용하여 學習을 시켰다.[3]

操舵에 의한 船舶의 運動方程式은 式(4.1)과 같이 나타내고 시뮬레이션은 船舶의 運動方程式을 Runge-Kutta法을 導入하여 실시하였는데, 非線形일 경우 式(4.1)를 狀態方程式으로 표현하면 式(4.3)과 같이 표현되고, 線形일 경우 式(4.2)를 式(4.4)로 표현하여 각각 定義 할 수 있다.[1,2,3]

$$T_1T_2\frac{d^2\dot{\theta}}{dt^2}+(T_1+T_2)\frac{d\dot{\theta}}{dt}+\theta+(K(\theta)^3)=T_5\delta+T_3T_5\frac{d\delta}{dt} \quad \cdots\cdots (4.1)$$

$$T_1T_2\frac{d^2\dot{\theta}}{dt^2}+(T_1+T_2)\frac{d\dot{\theta}}{dt}+\theta=T_5\delta+T_3T_5\frac{d\delta}{dt} \quad \cdots\cdots (4.2)$$

단, T_1, T_2, T_3 : 操縱性能 指數
T_5 : 操縱利得 定數
θ : 偏角
$\dot{\theta}$: 偏角速度
$K(\dot{\theta})^3$: 非線形要素
δ : 舵角
$d\delta/dt$: 舵角 速度

$$\left.\begin{aligned}X&=AX+B\delta+(D(\dot{\theta})^3)\\Y&=CX\end{aligned}\right\} \quad \cdots\cdots (4.3)$$

$$\left.\begin{aligned}X&=AX+B\delta\\Y&=CX\end{aligned}\right\} \quad \cdots\cdots (4.4)$$

단,

$$A=\begin{bmatrix}0 & 1 & 0\\ 0 & -(T_1+T_2)/T_1T_2 & 1\\ 0 & -1/T_1T_2 & 0\end{bmatrix},$$

$$B=\begin{bmatrix}0\\ T_3T_5/T_1T_2\\ T_5/T_1T_2\end{bmatrix},\quad D=\begin{bmatrix}0\\ 0\\ -K\end{bmatrix}$$

$X'=(\dot{\theta},\dot{\theta},\dot{\theta})$ ($'$=transpose), $C=(1,0,0)$

시뮬레이션 時間은 300초로 하고 初期 偏角이 +4.0°와 +15.0°인 경우 대하여 실시하였다.

本 論文에서는 퍼지 神經回路網에 의한 船舶의 自動操舵系를 構成하여 시뮬레이션을 행하였고, 專門家에 의해 구축된 퍼지 制御 規則에 의해서 얻어진 바람직한 船舶의 運動패턴으로 부터 Membership 函數와 規則을 同定한다. 각각의 경우는 偏角이 ±4°와 ±15°인 경우에 있어서 操作量 舵角에 대하여 線形的, 非線形的인 船舶의 運動패턴에 대하여 퍼지 制御와 퍼지 神經回路網과의 比較를 행한다. 學習用 入.出力 데이터는 각각의 경우에 있어서 線形, 非線形的으로 出力을 하도록하는 602개의 Sampling한 데이터를 이용하였다.

시뮬레이션에 사용한 船舶은 全長 125(M), 排水屯數 6000(K/T)의 滿載貨物船이고, 船舶의 操縱性能指數 T_1, T_2, T_3는 각각 45, 6, 10이며, 操縱利得定數 T_5는 0.08로 주어졌다.

여기에서 Sampling 間隔 τ는 다음과 같이 결정한다.

$$\tau=\frac{1}{20\ f_{Max}} \quad \cdots\cdots (4.5)$$

그런데, 船舶의 경우 f_{Max}(Spectrum의 최고 주파수)가 약 0.5(c/s)이므로 τ는 0.1(sec) 정도이다. 그러나 船舶의 時定數는 매우 크므로 실용상 0.2(sec) 정도로도 충분하다.

또한, 學習을 위해서 사용한 퍼지 神經回路網은 偏角을 고려한 경우의 中間層의 갯수는 16~16~

9~9, 偏角과 偏角速度를 고려할 때의 中間層의 갯수는 24~24~14~14 를 사용하P였다.

初期의 가중치는 −1~1 랜덤函數를 사용하였으며, 學習率은 0.3 으로 고정하여 시뮬레이션을 행하였다. 시뮬레이션의 주 Program은 다음의 흐름도와 같다.

Flow chart of the main program

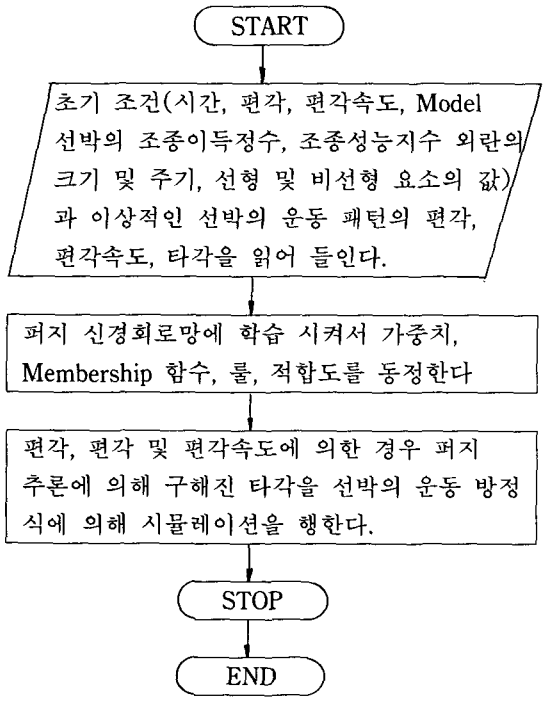

그림 4.2 (a)는 초기偏角이 +4.0°인 경우 重心法에 의한 퍼지 制御結果인 操作量 舵角에 대한 Sampling한 線形的 入·出力 데이터의 Universe of discourse를 [0.0, 1.0]으로 正規化(Normalized) 시켜 퍼지 神經回路網에 學習시킨 결과를 나타내고 있다. 學習時 퍼지 神經回路網의 中間層(B)(E)의 갯수는 前件部 入力變數인 偏角에 대한 Membership 函數의 갯수와 동일하게 하였을 때, 學習은 121회를 하였고, 사용된 規則數는 6개였고, 調整된 中間層 (B)~(E)의 갯수는 10~10~6~6 이었다. 표 4.1은 調整된 Membership 函數값(A_{ij}), 適合度(μ_i), 後件部 定數(W_f)를 나타내고 있다.

Table 4.1 Adjusted values

A_{ij}	0.49573	0.00658	0.23110	0.24399	0.30162	0.59802
μ_i	0.26410	0.00350	0.12312	0.12999	0.16069	0.31
W_f	1.50245	0.26112	−0.27333	1.05637	−3.47055	−2.13606 1.45535
	−0.13948	−2.30772				

여기서 調整된 中間層의 갯수로서도 주어진 學習 데이터로부터 船舶 시스템의 特性을 잘 나타내는 最適의 制御規則과 Membership 函數가 自動으로 설정되어 船舶 시스템을 制御 할 수 있음을 알 수 있다.

그림 4.2 (b)는 初期偏角이 +4.0°인 경우에 Sampling한 線形的 入·出力 데이터에 (−)부호를 붙인 入·出力에 대한 Universe of discourse를 [−1.0, 0.0]으로 正規化(Normalized)시켜 퍼지 神經回路網에 學習시킨 결과를 나타내고 있다. 이때 學習은445회, 사용된 規則數는 5개였고, 調整된 中間層 (B)~(E)의 갯수는 8~8~5~5 이었으며, 調整된 각각의 값은 표 4.2와 같다.

Table 4.2 Adjusted values

A_{ij}	0.49979	0.44872	0.33483	0.15208	0.55145		
μ_i	0.25155	0.22584	0.16852	0.07654	0.27755		
W_f	2.88292	2.23445	−1.15836	0.77822	−2.75427	−0.60596	1.67605
	0.64819	−1.38324					

그러나 神經回路網은 적은 學習 데이터를 사용하는것보다 많은 學習 데이터를 사용하면 出力이 원하는 출력값에 근사한다는 것에 착안할 때, 그림 4.3 (a), (b)는 上記의 2가지를 합한 602개의 學習 데이터에 대한 入·出力의 Universe of discourse를 [+1.0, 1.0]으로 정규화(Normalized)시켜 퍼지 神經回路網에 學習시킨 결과를 나타내고 있다. 이때 學習은 1021회, 사용된 規則數는 4개였고, 調整된 中間層 (B)~(E)의 갯수는 6~6~4~4이었고, 調整된 각각의 값은 표 4.3과 같다.

Table 4.3 Adjusted values

A_{ij}	0.49979	0.35907	0.30431	0.29840			
μ_i	0.34195	0.24567	0.20821	0.20416			
W_f	2.08403	0.90991	−1.33123	0.28923	−3.76411	−1.60101	2.33018
	0.02384	−2.18363					

여기서 入·出力에 대한 Universe of discourse를 한 부분만 學習시키는것 보다 [−1.0, 1.0]으로 하여 學習시키면 上記 2가지와 비교하여 學習 횟수는 다소 많지만 보다 적은 規則로서도 船舶시스템을 制御 할 수 있고 出力 또한 양호하였다.

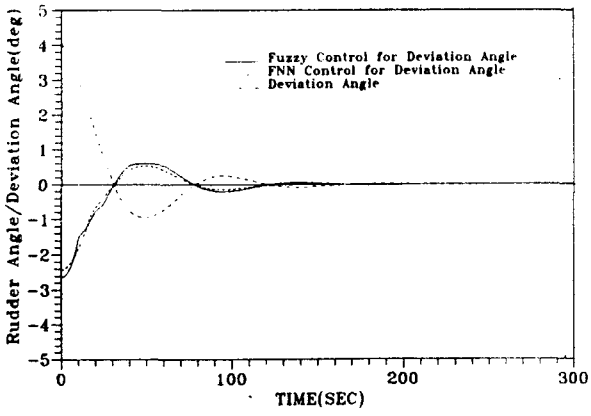

Fig. 4.2(a) Simulation result of rudder and deviation angle(linear)
(Deviation angle : 4.0°)

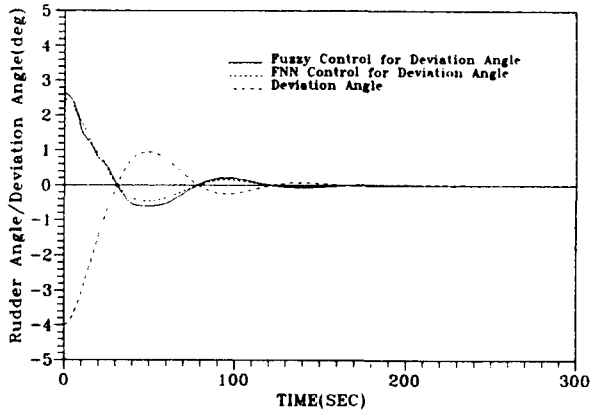

Fig. 4.2(b) Simulation result of rudder and deviation angle(linear)
(Deviation angle : −4.0°)

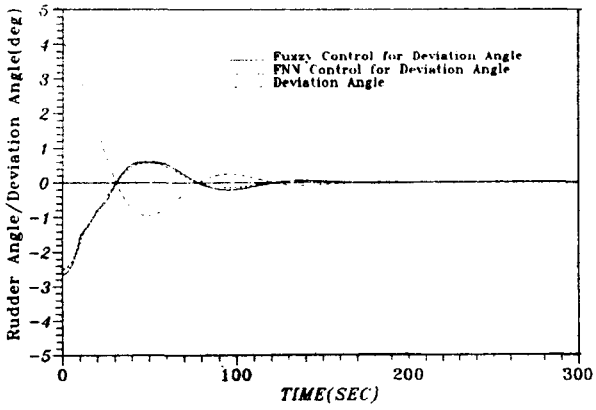

Fig. 4.3(a) Simulation result of rudder and deviation angle(linear)
(Deviation angle : 4.0°)

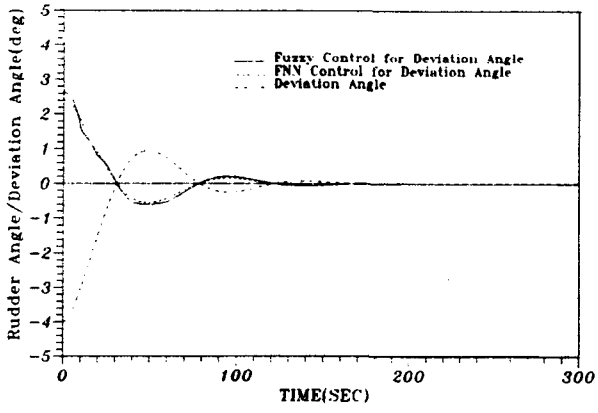

Fig. 4.3(b) Simulation result of rudder and deviation angle(linear)
(Deviation angle : −4.0°)

이하 시뮬레이션은 學習 데이터의 入·出力에 대한 Universe of discourse를 [−1.0, 1.0]으로 하여 행하였다.

그림 4.4 (a), (b)는 그림 4.3 (a), (b)의 퍼지 神經回路網의 學習에 의하여 구하여진 加重値를 사용하여 學習을 시키지 않은 패턴에 대한 適用을 나타내고 있으며 추종상태는 양호하다. 이것은 學習時 學習 데이터에 대한 連想記憶의 영향이라고 생각된다.

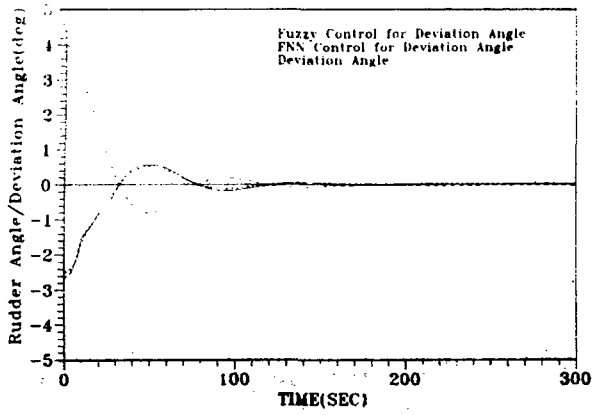

Fig. 4.4(a) Simulation result of rudder and deviation angle(linear)
(Deviation angle : 4.0°)

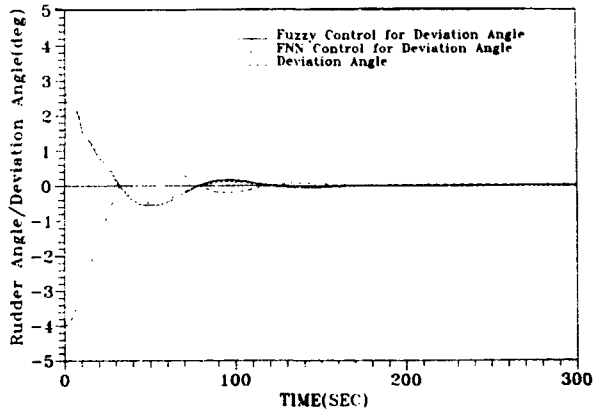

Fig. 4.4(b) Simulation result of rudder and deviation angle(linear)
(Deviation angle : −4.0°)

그림 4.5 (a), (b)는 偏角이 +4.0°~−4.0°인 구간에서 操作量 舵角에 대한 非線形的인 入·出力에 있어서 퍼지 神經回路網에 學習시킨 결과를 나타내고, 이때 學習은 5400회, 사용된 規則數는 2개였고, 調整된 中間層 (B)~(E)의 갯수는 3~3~2~2 이었으며, 調整된 각각의 값은 표 4.4와 같다.

Table 4.4 Adjusted values

A_{ij}	0.5	0.08582					
μ_i	0.91418	0.08582					
W_f	0.67312	3.16651	−2.76341	0.38646	−3.27301	−3.55609	3.06371
	−5.63483	−7.18522					

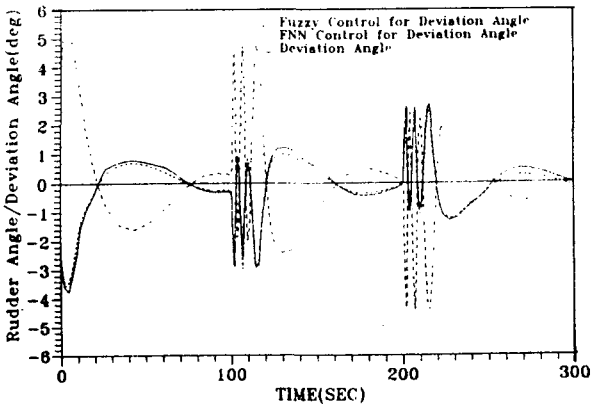

Fig. 4.5(a) Simulation result of rudder and deviation angle(non-linear)
(Deviation angle : 4.0°)

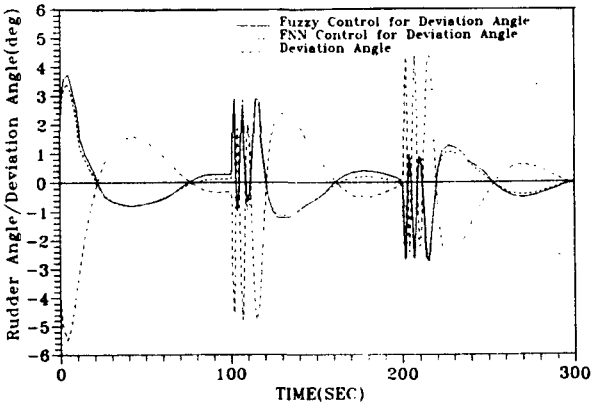

Fig. 4.5(b) Simulation result of rudder and deviation angle(non-linear)
(Deviation angle : −4.0°)

그림 4.6 (a), (b)는 偏角 +15°~−15°인 구간에서 操作量 舵角에 대한 線形的 入·出力에 있어서 퍼지 神經回路網에 學習시킨 결과를 나타내고, 이때 學習은 37회를 하였고, 사용된 規則은 6

개이고, 調整된 中間層 (B)~(E)의 갯수는 10~10~6~6 이었고, 調整된 각각의 값은 표 4.5 와 같다.

Table 4.5 Adjusted values

A_{ij}	0.49908	0.00389	0.24919	0.28364	0.28340	0.32893	
μ_i	0.23233	0.00181	0.11600	0.13204	0.13103	0.38588	
W_f	2.34999	1.44383	-0.73018	0.92833	-3.80191	-1.95785	2.32719
	0.06987	-2.31542					

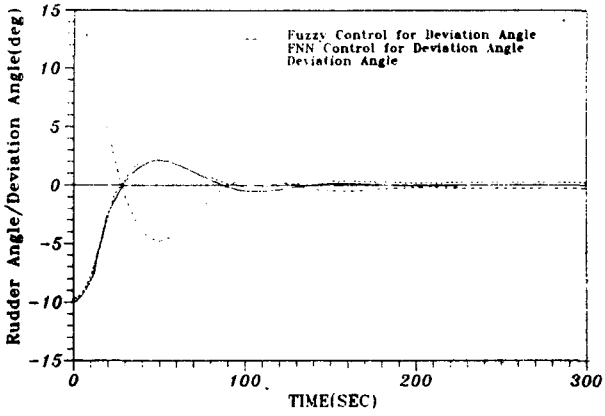

Fig. 4.6(a) Simulation result of rudder and deviation angle(linear)
(Deviation angle : 15.0°)

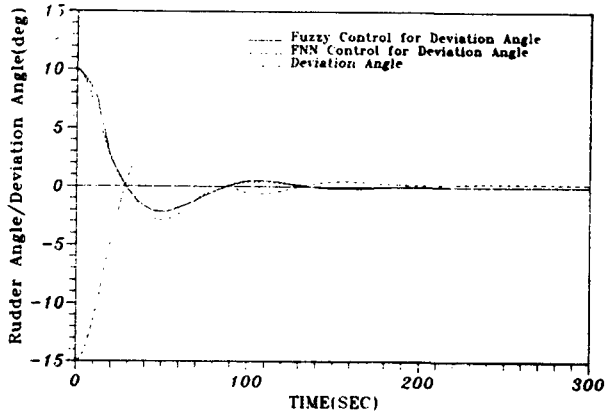

Fig. 4.6(b) Simulation result of rudder and deviation angle(linear)
(Deviation angle : −15.0°)

그림 4.7 (a), (b), 그림 4.8 (a), (b)는 그림 4.4 (a), (b)인 경우와 同一하게 설명된다.

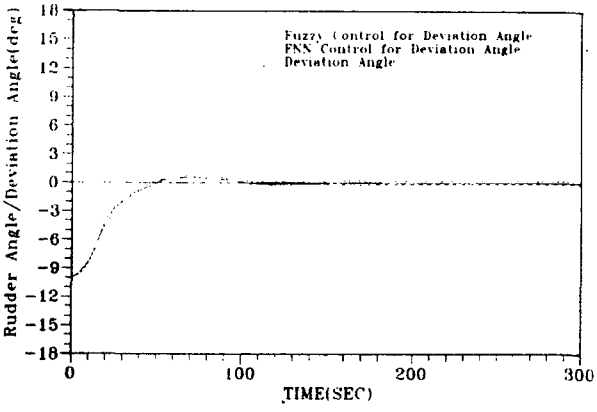

Fig. 4.7(a) Simulation result of rudder and deviation angle(linear)
(Deviation angle : 15.0°)

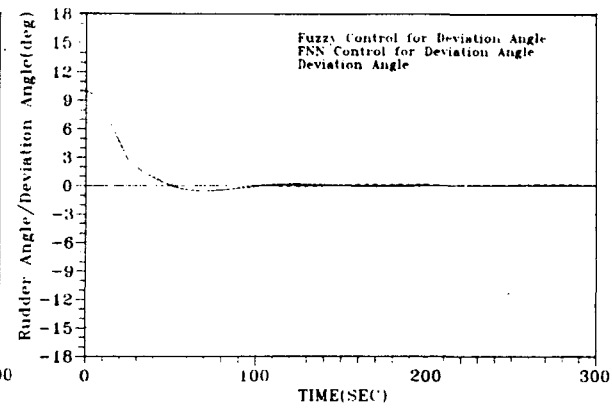

Fig. 4.7(b) Simulation result of rudder and deviation angle(linear)
(Deviation angle : −15.0°)

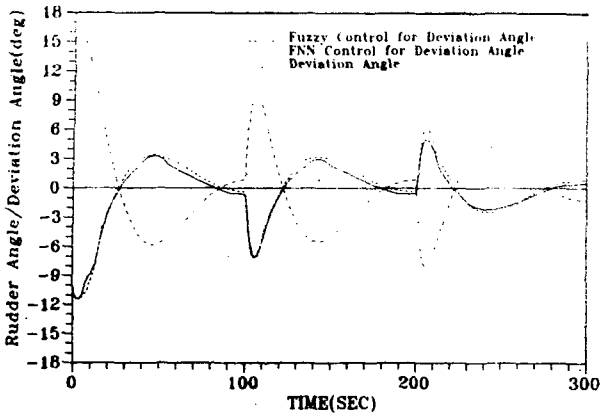

Fig. 4.8(a) Simulation result of rudder and deviation angle(non-linear)
(Deviation angle : 15.0°)

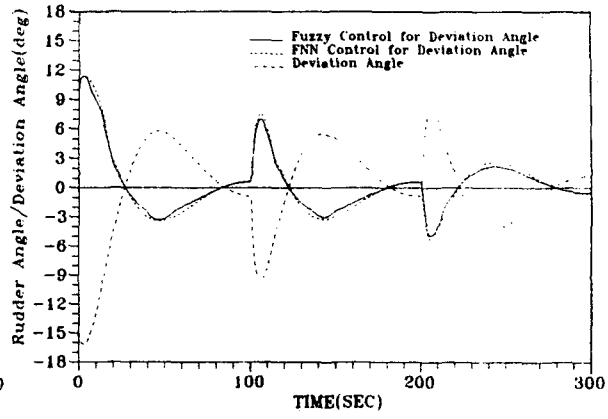

Fig. 4.8(b) Simulation result of rudder and deviation angle(non-linear)
(Deviation angle : −15.0°)

그림 4.9 (a), (b)는 偏角 +15°~−15°인 구간에서 操作量 舵角에 대한 非線形的 入·出力 에 있어서 퍼지 神經回路網에 學習시킨 결과를 나타내고, 이때 學習은 46회를 하였고 사용된 規則은 5개이고, 調整된 中間層 (B)~(E)의 갯수는 8~8~5~5 이었고, 調整된 각각의 값은 표 4.6 과 같다.

Table 4.6 Adjusted values

A_{ij}	0.49908	0.26166	0.29214	0.28977	0.85077		
μ_i	0.22377	0.11932	0.13322	0.13214	0.38796		
W_f	2.32417	1.57157	−0.76955	0.88763	−3.62133	−1.78964	2.38268
	0.15163	−2.35570					

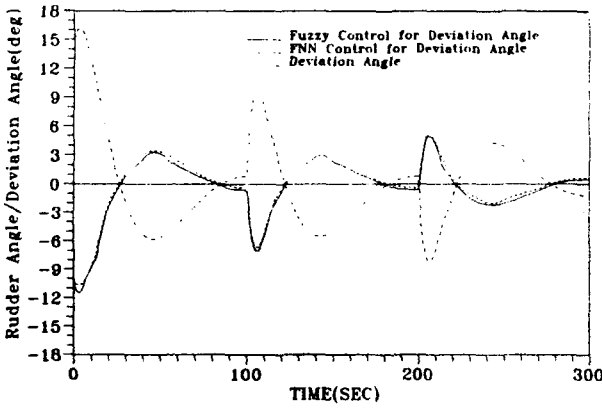

Fig. 4.9(a) Simulation result of rudder and deviation angle(non-linear)
(Deviation angle : 15.0°)

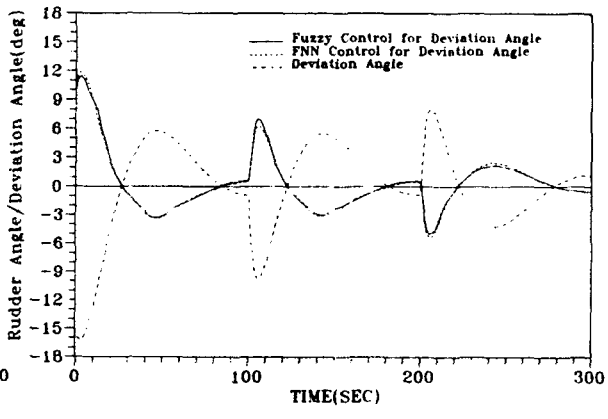

Fig. 4.9(b) Simulation result of rudder and deviation angle(non-linear)
(Deviation angle : −15.0°)

그림 4.10 (a),(b)는 偏角 +4°~-4°인 구간에서 偏角速度가 線形的으로 존재하는 경우 操作量 舵角에 대한 線形的 入·出力에 있어서 퍼지 神經回路網에 學習시킨 결과를 나타내고, 이때 學習은 96회를 하였고 사용된 規則은 15개이고, 調整된 中間層 (B)~(E)의 갯수는 16~16~10~10 이었고, 調整된 각각의 값은 표 4.7 과 같다.

Table 4.7 Adjusted values

$A_{ij}(X_1)$	0.50	0.48	0.42	0.08	0.17	0.29			
$A_{ij}(X_2)$	0.02	0.42	0.03	0.50					
μ_i	0.11	0.09	0.02	0.04	0.07	0.13	0.02	0.04	0.08
W_{f1-5}	1.63	-.71	-.79	.36	1.24				
W_{f6-10}	-.54	-.08	-.56	.51	-1.99				
W_{11-15}	1.79	.68	.20	.92	2.61				
W_{16-20}	-.79	-.92	.86	-.28	-.52				
W_{f21-25}	-2.37	.44	-.72	-.44	-.14				
W_{f26-30}	.31	.69	.35	.07	-.26				
W_{f31-35}	.00	-.17	.34	.65	-.64				
W_{f36-40}	1.23	.42	-.05	-.13	2.07				
W_{f41-45}	-.97	-1.36	-.17	-.34	-2.35				

그림 4.11 (a), (b)는 偏角 +15°~-15°인 구간에서 偏角速度가 線形的으로 존재하는 경우 操作量 舵角에 대한 線形的 入·出力 에 있어서 퍼지 神經回路網에 學習時킨 결과를 나타내고, 이때 學習은 112회를 하였고 사용된 規則은 15개이고 調整된 中間層 (B)~(E)의 갯수는 16~16~10~10 이었으며, 調整된 각각의 값은 표 4.8 과 같다.

Table 4.8 Adjusted values

$A_{ij}(X_1)$	0.50	0.49	0.45	0.03	0.06	0.22			
$A_{ij}(X_2)$	0.02	0.47	0.02	0.50					
μ_i	0.01	0.13	0.12	0.02	0.06	0.14			
W_{f1-5}	1.57	-.66	-.87	.36	1.16				
W_{f6-10}	-.56	-.09	-.54	.51	-1.97				
W_{11-15}	1.68	.82	.09	-.92	2.40				
W_{16-20}	-.66	-1.04	.87	-.29	-.50				
W_{f21-25}	-2.34	.44	-.72	-.44	-.13				
W_{f26-30}	.30	.72	.36	.07	-.24				
W_{f31-35}	.00	-.21	.36	.65	-.61				
W_{f36-40}	1.23	.47	-.20	-.13	1.93				
W_{f41-45}	-.99	-1.43	-.06	-.35	-2.26				

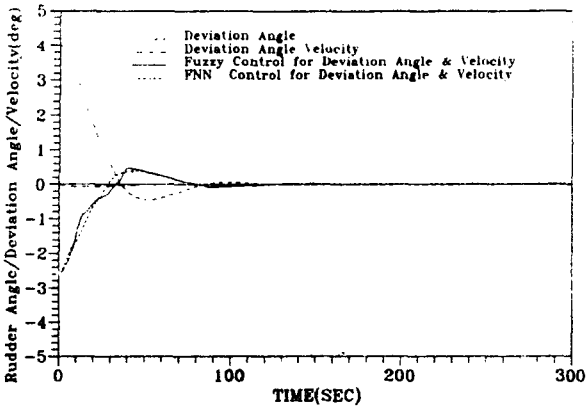

Fig. 4.10(a) Simulation result of rudder angle and deviation angle/deviation angle velocity(linear)
(Deviation angle : 4.0°)

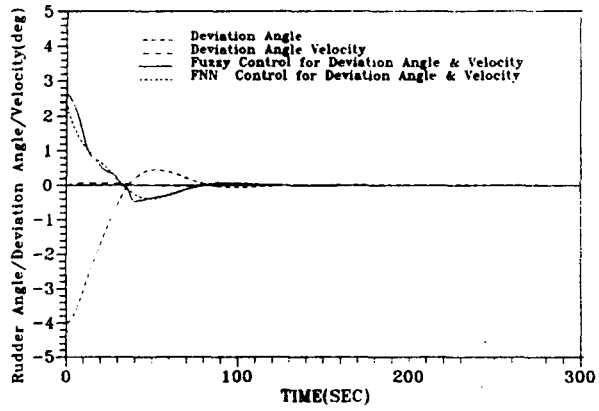

Fig. 4.10(b) Simulation result of rudder angle and deviation angle/deviation angle velocity(linear)
(Deviation angle : -4.0°)

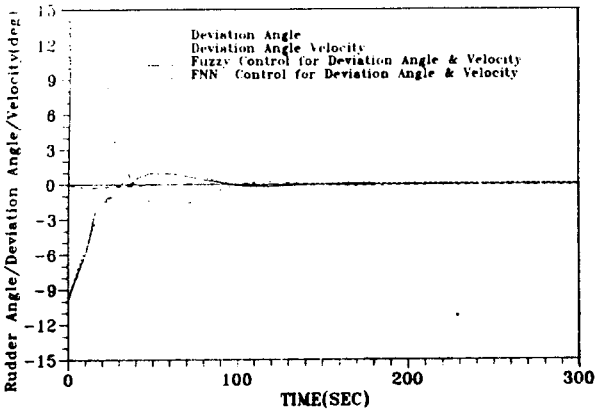

Fig. 4. 11(a) Simulation result of rudder angle and deviation angle/deviation angle velocity(linear)
(Deviation angle : 15.0°)

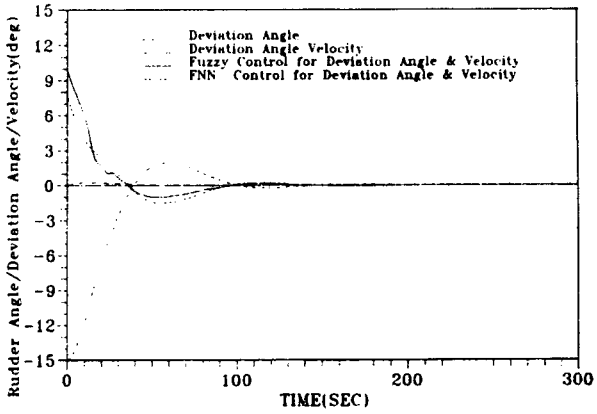

Fig. 4. 11(b) Simulation result of rudder and deviation angle/deviation angle velocity(linear)
(Deviation angle : −15.0°)

그림 4. 12 (a), (b)는 그림 4. 11 (a), (b)의 퍼지 神經回路網의 學習에 의하여 구하여진 加重値를 사용하여 學習을 시키지 않은 패턴에 대한 適用을 나타내고 있으며 추종상태는 양호하다.

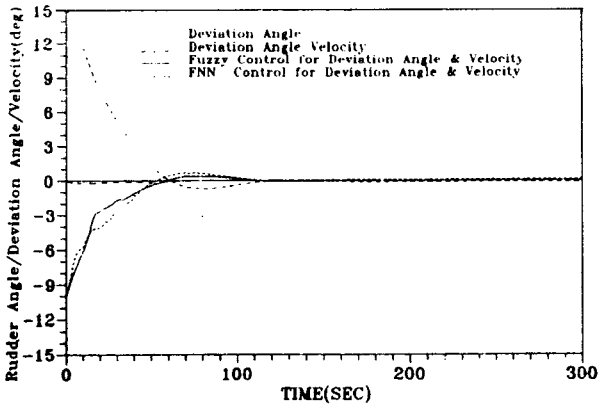

Fig. 4. 12(a) Simulation result of rudder angle and deviation angle/deviation angle velocity(linear)
(Deviation angle : 15.0°)

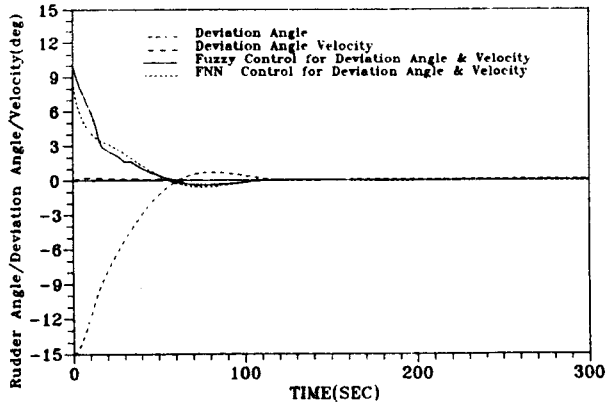

Fig. 4. 12(b) Simulation result of rudder and deviation angle/deviation angle velocity(linear)
(Deviation angle : −15.0°)

이상의 結果를 살펴 보면 각각의 경우에 있어서 學習 횟수가 다른것은 學習 데이터의 學習패턴의 분포, 즉, 學習 데이터의 構造에 따라서 學習 횟수를 결정한다는 것을 알 수 있었다. 이것은 學習 데이터가 制御 對象에 맞도록 하는 重心의 位置 및 기울기와 入力에 대한 Membership 函數 값과 最適의 制御規則 을 결정하는데 學習이 필요하다는 것을 의미한다.

그림 4.2~4.12에 나타난 바와 같이 각각의 경우에 대한 出力, 즉, 舵角은 퍼지 制御의 결과와 비교하여 거의 같은 상태로 추종함을 알 수 있다. 따라서 퍼지 神經回路網은 專門家에 의한 퍼지 制御規則에 의한 바람직한 船舶의 運動패턴, 즉, 偏角의 크기에 반대방향으로 舵角을 준다든지 또는 偏角과 偏角 변화량을 고려하여 舵角을 사용하는 制御規則으로 부터 얻어진 學習 데이터를 學習시켜 주어진 規則을 强化 또는 弱化시켜 學習이 완전히 이루어지면 船舶을 制御 할 수 있게 하는 Membership 函數와 制御規則이 自動生成됨을 알 수 있었다. 이것은 퍼지 神經回路網이 퍼지 制御의 長點인 주어진 規則에 강인하다는 것과, 神經回路網이 學習 데이터에 강인하다는 점의 조합(Combination)이라 생각할 수 있다.

5. 結 論

일반적으로 船舶을 制御하는 方式은 다양하게 발전해 왔으며, 制御器의 構成에는 古典的인 制御理論으로 부터 適應制御 및 現代制御理論 등을 이용한 활발한 研究가 이루어지고 있을 뿐만 아니라, 그 중에는 이러한 이론을 複合的으로 實現한 自動操舵裝置도 출현하고 있다. 그리고, 최근에는 船舶의 大型化 및 制御限界에 따른 非線形性의 극복, 環境變化에 따른 適應性의 確保 등의 觀點에서 人間의 經驗이나 知識을 표현한 퍼지 制御方式을 船舶制御에 導入하고자 하는 研究가 매우 활발하다.

그러나, 人間의 經驗이나 知識을 퍼지 制御規則으로 표현하고자 할 경우 이에 대한 적절한 表現手段이 없었기 때문에 施行錯誤에 의한 制御規則의 構成이 불가피하였다.

本 論文에서는 이러한 問題點을 解決하기위하여 퍼지 神經網理論을 導入하여 바람직한 船舶의 運動패턴으로 부터 學習에 의하여 制御規則을 構築하고 이를 기초로 船舶을 制御하는 制御器를 構築할 수 있도록 하였으며, 시뮤레이션을 통하여 그 有效性을 立證하였다.

本 論文에서 提案한 方案은, 專門家의 判斷에 의하여 바람직하다고 인정되는 船舶의 모든 運動, 특히 接岸 및 交通管制패턴 등에 直接 應用할 수 있을 것으로 생각된다.

앞으로, 보다 多樣한 形態의 퍼지 神經回路網을 이용한 船舶制御可能性에 대한 檢證이 필요하며, 퍼지 神經回路網이 지니고 있는 여러가지 缺點을 극복하여 이러한 문제들에 적용하기 위한 보다 具體的인 研究가 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 研究, J. of Institute of Navigation, Vol.14, No. 4, pp. 17－30, (1990).
4. 菅野道夫： ファジィ制御, PP. 5－25, 日本工業新聞社, (1988).
5. 姜,菅野：ファジイモデリング, 計測自動制御學會論文集, Vol.23, No.6, pp. 106－108, (1987).
6. 堀川, 外：ニユ-ラルネットワ-クによる學習型ファジイ制御器, 計測自動制御學會論 文集, Vol.27, No.2, pp. 208－215, (1991).
7. 堀川, 外：ファジィニユ-ラルネットワ-クによる制御戰略知識의 獲得, 計測自動制御學會 論文集, Vol.28, No.7, pp. 899－901, (1992).
8. 堀川, 外：ファジィニユ-ラルネットワ-クによるファジイモデリング（I）, 第7回フ ァジイシステムシンポジウム, (1991).
9. 堀川, 外： ファジィニユ-ラルネットワ-クによるファジイモデリング（II）, 第8回 ファジイシステムシンポジウム, (1992).
10. 堀川,外： ファジィニユ-ラルネットワ-クの構

成法 (III), 第7回ファジイシステ ムシンポジウム, (1991).
11. 菅野,ほか： ミニ 特輯 ファジィ制御, 制御と計測, Vol.28, No.11, pp. 11－44, (1989).
12. 塚本, 彌八郎： ファジィ推論法, 計測と制御, Vol.28, No.11, pp. 4－10, (1989).
13. 飯昭一元, 外：人間と實習 ニユ-ロコンピュータ, pp.47, 技術評論社, (1989).
14. F.V.DER RHEE： Knowledge Based Fuzzy Control of Systems, IEEE TRANSACTIONS ON AUTOMATIC CONTROL, Vol.35, No.2, pp. 148－155, (1990).
15. C.C.Lee： Fuzzy Logic in Control Systems： Fuzzy Logic Controller Part I, IEEE Transaction on SMC,MAR, Vol.20, No.2, pp. 404－418, (1990).
16. C.C.Lee：Fuzzy Logic in Control Systems： Fuzzy Logic Controller Part II, IEEE Transaction on SMC,April, Vol.20, No.2, pp. 419－435, (1990).
17. B.Kosko： Neural Network and Fuzzy System, Prentice Hall, (1992).
18. P.D.Wasserman：Neural Computing Theory and Practice, ANZA Research, (1989).
19. D.Psaltis, A.Sideris and A.A Yamamura：A Multilayered Neural Network Controller, IEEE Control System Magazine, pp. 17－21 April, (1988).