

〈論 文〉

# 퍼지 및 신경회로망을 이용한 면취가 없는 부품의 자동결합작업에 관한 연구

박용길\* · 조형석\*\*

(1993년 1월 13일 접수)

## A Study on Mating Chamferless Parts by Integrating Fuzzy Set Theory and Neural Network

Yong Kil Pank and Hyung Suck Cho

**Key Words :** Fuzzy Set Theory and Neural Network (퍼지이론과 신경회로망), Precision Parts Mating (정밀부품결합), Self-Learning (자기 학습)

### Abstract

This paper presents an intelligent robotic control method for chamferless parts mating by integrating fuzzy control and neural network. The successful assembly task requires an extremely high position accuracy and a good knowledge of mating parts. However, conventional assembly method alone makes it difficult to achieve satisfactory assembly performance because of the complexity and the uncertainties of the process and its environments such as not only the limitation of the devices performing the assembly but also imperfect knowledge of the parts being assembled. To cope with these problems, an intelligent robotic assembly method is proposed, which is composed of fuzzy controller and learning mechanism based upon neural net. In this method, fuzzy controller copes with the complexity and the uncertainties of the assembly process, while neural network enhances the assembly scheme so as to learn fuzzy rules from experience and adapt to changes in environment of uncertainty and imprecision. The performance of the proposed assembly scheme is evaluated through a series of experiments using SCARA robot. The results show that the proposed control method can be effectively applied to chamferless precision parts mating.

### 1. 서 론

조립작업은 생산공정에서 매우 중요한 부분을 차지하므로 현대를 살아가는 소비자의 다양한 요구에 대응할 수 있는 다품종 소량생산체제에 효율적으로 대처하 위한 유연생산시스템에 있어 조립공정의

자동화는 필수적이다. 이런 조립자동화를 수행하는 데는 조립할 부품에 대한 매우 정교한 위치정밀도와 많은 지식을 요구한다. 그러나 실제 조립작업에 있어 조립자동화에 필요한 정보는 로봇의 위치오차, 손목기구의 유격, 부품의 가공오차 등으로 인하여 얻기가 매우 어렵다. 이런 문제점을 극복하기 위하여 조립작업에 관한 많은 연구가 이루어져 왔으며, 이 연구들은 크게 3가지로 나눌 수 있다.<sup>(1)</sup> 먼저 RCC와 같은 유연 손목기구를 이용하여 조립

\*대우전자(주) 시스템연구소

\*\*정회원, 한국과학기술원 정밀공학과

시 발생하는 조립반력에 의하여 결합부품간의 위치 오차를 보정하는 수동조립법, 두번째 힘센서·시각센서·근접센서 등으로 조립환경에 대하여 정보를 얻고 이를 적절한 알고리즘을 통하여 위치오차를 인식 보상하는 능동조립법과 이들 두 방법을 결합한 능동-수동조립법이 있다.

위의 세 방법이 각각 장점과 단점을 가지고 있으나, 능동조립법에 관한 많은 연구가 발표되었다. 이것은 능동조립법이 다음과 같은 특징이 있기 때문이다. 즉 첫째, 큰 초기오차를 보정할 수 있고, 둘째, 조립환경의 변화에 적응할 수 있으며, 셋째, 삽입력을 제어함으로써 반력을 최소화할 수 있기 때문이다. 특히 힘센서를 이용한 조립기술은 다음과 같은 특징을 가지고 있기 때문에 활발한 연구가 진행되고 있다. 즉 첫째, 힘센서는 작업공정 가까이에 있으며, 둘째, 각 공정마다 데이터를 이용할 수 있고, 셋째, 데이터가 콤팩트(compact)하고, 넷째, 위치데이터는 부품의 큰 강성에 의하여 배가되는 등의 장점이 있다.<sup>(2)</sup> 그러나, 실제 조립작업에서 이런 기술은 다음과 같은 비선형성과 불확실성의 문제를 가진다.<sup>(3~5)</sup> 즉 첫째, 힘신호와 부품의 위치오차, 둘째, 결합부품과 주변환경과의 기구적 구속에 인한 불완전한 지식, 셋째, 조립작업을 수행하는 기구의 한계성, 넷째, 마찰조건 등에 기인한다. 이런 불확실성과 비선형은 첫째, 위치오차를 인식하기 위한 정확한 모델링의 어려움, 둘째, 힘신호와 위치오차간의 관계는 애매하고 부정확하다.

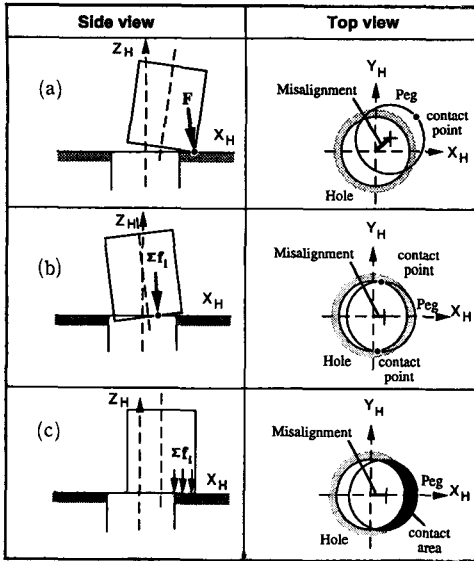
이런 복잡한 문제에 관계없이, 성공적인 조립작업은 근사적으로 측정된 힘정보를 이용하여 추론과 작업을 하는 인간에 의하여 효율적으로 이루어진다. 이런 인간의 경험과 지식을 제어에 응용하기 위하여 효율적으로 이루어진다. 이런 인간의 경험과 지식을 제어에 응용하기 위하여 퍼지이론을 이용한 제어알고리즘을 제시하였다.<sup>(6~11)</sup> 앞의 연구에서<sup>(12,13)</sup> 면취가 없는 부품의 정밀조립작업을 하기 위하여 규칙베이스 조립알고리즘을 제시하였으며, 그 성능을 실험을 통하여 검증하였다. 그러나, 퍼지 규칙베이스의 성능은 퍼지추론과 특히 구축되는 규칙에 의하여 좌우된다. 많은 경우에 미리규칙을 구축하는 것은 미리 많은 실험을 요구하고, 부품이나 모델이 변경될 경우 이 작업은 방대하고 또한 발생되는 수치값으로부터 대응하는 오차영역이나 오차량을 상사(mapping)시키는 것은 매우 힘들고

지루한 작업이다.

이런 규칙베이스와 관련된 문제점을 극복하기 위하여 자기학습 규칙베이스 조립알고리즘을 제시한다. 이것은 조립작업이 효율적으로 수행될 때까지 연속적으로 규칙을 개선시키는 방법이다. 제시된 조립알고리즘의 구조는 크게 두개의 계층구조를 가진다. 하부구조는 Park 등<sup>(12,13)</sup>에서 제시하는 퍼지 규칙베이스 위치제어기이며, 상부구조는 규칙을 전건부의 외부센서의 신호에 적합한 출력을 발생시키기 위한 후건부의 퍼지집합의 값들을 적응시키는 메카니즘(mechanism)이다. 규칙 적응메카니즘은 두개의 신경요소로 구성되어 있으며,<sup>(14~17)</sup> 이것은 조립작업이 규칙에서 더 이상의 변화를 주지않아도 효율적일 조립작업을 수행할 수 있을 때까지 계속된다. 제시된 알고리즘은 고정된 퍼지규칙을 적용한 조립알고리즘의 경우처럼 모델마다 전건부 및 후건부의 값들을 미리 정해줄 필요가 없이 학습을 통하여 값을 정하므로써 시간과 노력을 절약할 수 있다. 그러나 모델의 변화에 대한 논의는 추후과제로 한다. 제시된 조립알고리즘의 성능은 SCARA 로봇시스템에 적용함으로써 일련의 실험을 통하여 검증된다. 실험적 결과는 제시된 자기학습규칙 베이스 조립알고리즘이 효율적으로 조립작업을 수행할 수 있음을 보여준다. 본 논문의 구성은 다음과 같이 이루어진다. 제 2절에서는 실제 조립작업의 문제점을, 제 3절에서는 자기학습 규칙베이스 조립알고리즘을 보여준다. 실험적 결과는 제 4절에서, 그리고 실험결과에 근거한 몇가지의 결론을 제 5절에서 묘사한다.

## 2. 문제의 정의

본 절에서는 실제 조립작업에서 종래의 조립알고리즘을 적용할 때의 문제점을 제시하고자 한다. 면취가 없는 부품의 경우 조립작업은 탐색공정에 의하여 크게 좌우되므로 본 연구는 탐색공정에 대하여 중점적으로 살펴보기로 한다. 일반적으로 펌프홀의 조립작업에서 발생할 수 있는 접촉상태는 Fig. 1에 보여주는 바와 같이 한점접촉(one-point contact), 두점접촉(two-point contact) 및 면접촉(area or surface contact)으로 분류되며 세점접촉은 인위적으로 과도한 기울기(tilting)를 가하였을 경우에 발생하므로 고려대상에서 제외하였다. 그런데 힘센서를 이용한 조립작업에 있어서, 접촉상태



(a) One-point contact  
 (b) Two-point contact  
 (c) Area contact

Fig. 1 Contact configuration in the peg-in-hole task

에 관계없이 다음과 같은 순서로 조립작업이 진행된다. 먼저, 펌(peg)이 매니플레이터의 동작으로 인하여 홀(hole)의 면과 접촉하게 되면 조립반력이 발생하게 되고, 힘센서는 이 값을 측정하여 신호처리를 한 후 조립알고리즘에 보낸다. 이 신호를 이용하여 조립알고리즘은 오차보정을 위한 보상량을 발생시킨 후 매니플레이터를 통하여 보상한다. 이와 같은 방법으로 오차의 보정은 조립작업이 성공할 때까지 연속적으로 이루어진다.

결합부품간의 접촉특성은 조립전략을 수립하는데 매우 중요하다. 그러나 실제 조립작업의 특성은 다음과 같은 요인에 의하여 복잡성과 비선형성을 가진다. 즉,

- (1) 오차량과 힘신호와의 비선형적 특성,
- (2) 결합될 부품과 환경과의 구속에 의한 불완전한 지식,
- (3) 조립작업을 수행하는 기구의 한계성,
- (4) 쿨롱(coulomb), 정지(stiction), 점성(viscous) 마찰 등의 조건이 있다.

위에서 언급한 비선형성과 복잡성 때문에 오차보정을 위한 수학적 모델을 구성하는 것은 매우 어렵다. 비록 수학적 모델이 구성된다 하더라도, 모델의 변수와 관련된 모델링 오차는 어느 정도 항상

존재한다. 따라서 결과적으로 조립알고리즘의 문제는 힘센서로부터 발생하는 힘과 모멘트 성분을 이용하여 펌과 홀간에 발생한 위치오차를 인식하여 이를 보정하는 위치 제어 문제이다.

### 3. 자기학습 규칙베이스 조립알고리즘

제시된 조립알고리즘의 블록선도는 Fig. 2에서 보여주듯이 두 부분의 계층구조로 되어있다. 하부구조는 퍼지화, 규칙베이스, 퍼지추론, 비퍼지화 등으로 이루어진 규칙베이스 퍼지제어기이다. 상부구조는 두 개의 신경요소로 구성되는 규칙학습 기구이다. 이것은 퍼지규칙에 있어서 더 이상의 변화가 없더라도 성공적인 조립작업이 이루어질 때까지 규칙의 교정을 계속한다.

#### 3.1 퍼지디코더

퍼지디코더(fuzzy decoder)는 시스템의 입력상태를 조사하고 이와 관련된 규칙을 동작시키는 역할을 병렬로 처리한다. 이런 작용은 퍼지화를 통하여 이루어진다. 즉, 퍼지화는 관측된 입력 공간으로부터 어떤 일정대역의 퍼지집합으로 대응시키는 것을 의미하며, 퍼지화를 수행하기 위하여 조립작업과 관련된 입력/출력 변수를 먼저 설정해야한다. 퍼지변수를 설정하기에 앞서 Fig. 3에 정의된 좌표계를 사용한다. 퍼지변수들은 다음과 같이 정의한다.

$$\begin{aligned} \tilde{f}_i &= g_{fi} \times f_i \\ \tilde{m}_i &= g_{mi} \times m_i \quad (i=x, y) \\ u_i &= g_{ui} \times \tilde{u}_i \end{aligned} \quad (1)$$

여기서 아래첨자  $i$ 는 각각  $x$ 축과  $y$ 축을 나타낸다.  $f_i$ 와  $m_i$ 는 힘과 모멘트성분을, 그리고  $u_i$ 는 각축에 보내지는 크리스프(crisp)한 값을 의미한다. 또한 세 개의 스케일 인자  $g_{fi}$ ,  $g_{mi}$ ,  $g_{ui}$ 는 실제값을 퍼지 제어기의 대역에 맞게 변환시킨다.

이런 퍼지변수들은 대역(universes of discourse)에 의하여 정의되는데 각 대역은 다음과 같이 정의된다.

$$\begin{aligned} F_i &= (\tilde{f}_i) \\ M_i &= (\tilde{m}_i), \quad i=x, y \\ U_i &= (\tilde{u}_i) \end{aligned} \quad (2)$$

그리고 퍼지부분집합(fuzzy subsets),  $F_i^k$ ,  $M_i^k$ , and  $U_i^k$  순차적으로 다음식과 같이 정의된다. 즉,

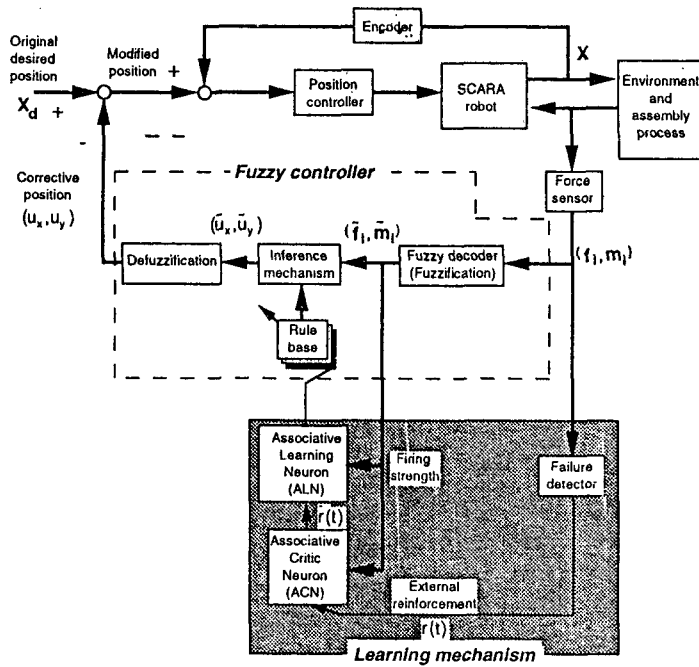


Fig. 2 Block diagram of the proposed self-learning rule-based assembly algorithm

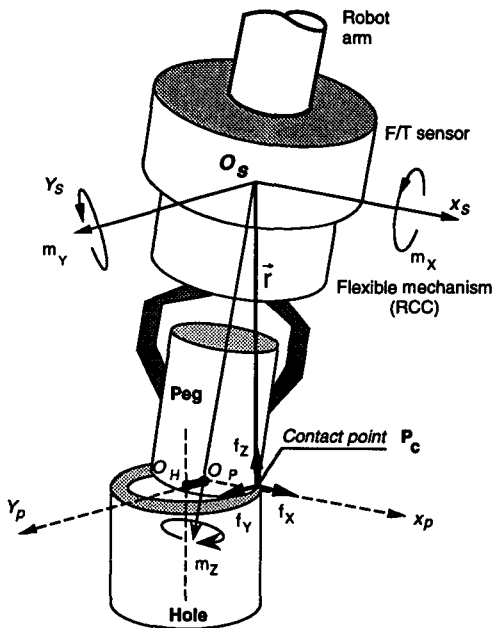


Fig. 3 Coordinates definition for force sensor attached to robot wrist

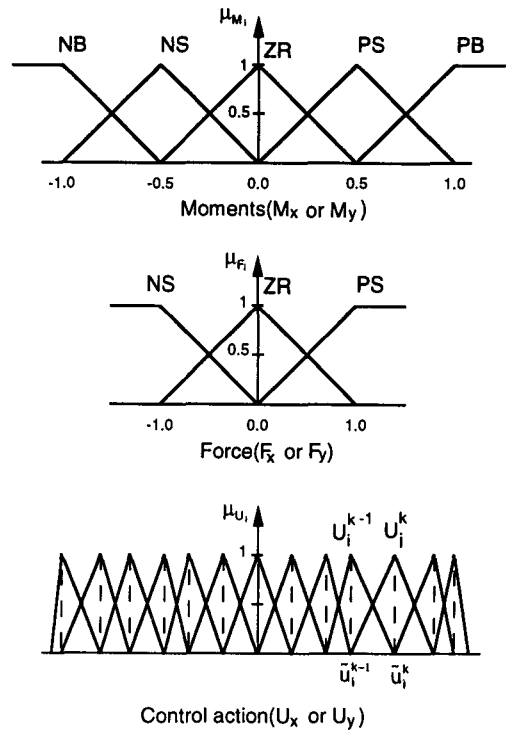


Fig. 4 Fuzzy membership function for input fuzzy variables and outupt fuzzy variables

$$\begin{aligned} F_i^k &= (\tilde{f}_i, \mu_{FR}(\tilde{f}_i)) \\ M_i^k &= (\tilde{m}_i, \mu_{MR}(\tilde{m}_i)) \\ U_i^k &= (\tilde{u}_i, \mu_{UR}(\tilde{u}_i)) \end{aligned} \quad (3)$$

여기서  $\tilde{f}_i$ ,  $\tilde{m}_i$ 과  $\tilde{u}_i$ 은 대역의 성분을 그리고  $\mu_{FR}$  ( $\tilde{f}_i$ ),  $\mu_{MR}(\tilde{m}_i)$ 과  $\mu_{UR}(\tilde{u}_i)$ 은 각각의 멤버쉽함수 (membership function)을 나타낸다. 위치자  $k$ 는  $k$ 번째 퍼지규칙을 의미한다.

본 논문에서는 Fig. 4에서와 같이 입력변수로서 다음과 같이 4개의 힘/모멘트 정보를 선택한다. 즉,  $f_x, f_y, m_x, m_y$ 으로서  $z$ 축 방향의 힘( $f_z$ )은 외부에서 일정하게 눌러주는 힘이고  $z$ 축 방향의 모멘트( $m_z$ )는 대칭형의 부품결합작업에서 유용한 정보를 얻기 힘들다. 또한 출력변수로서 부품간이  $x, y$ 방향의 위치오차를 각각  $u_x, u_y$ 로 선택한다. 퍼지 분활을 위한 기본적 퍼지집합으로서 힘, 모멘트정보는 각각 세개와 다섯개로 선택하였으며, 그 대역은 Fig. 4에서 보여주듯이 균등 분할하였다.

### 3.2 규칙베이스

퍼지알고리즘의 핵심부분으로서, 입력과 출력간의 다층사상(multiple mapping)을 표현하는 규칙의 구축은 조립알고리즘의 성능을 좌우한다. 이 규칙을 구축하는 일반적인 방법은 제시되지 않았으나 다음과 같은 네 가지 방법이 있다. (1) 전문가의 경험이나 공학적 지식, (2) 오퍼레이터의 제어특성, (3) 공정의 퍼지모델, (4) 자기개선 등이다. 본 논문에서는 자기개선에 의하여 규칙을 구축하며 구체적인 방법은 3.5절에서 언급하였다. 앞에서 선정한 퍼지변수에 대하여 구축된 퍼지규칙의 형태의 방정식 (4)과 같다.

$$\begin{aligned} R^k : & \text{IF } \tilde{f}_x \text{ is } F_x^k, \tilde{f}_y \text{ is } F_y^k, \tilde{m}_x \text{ is } M_x^k, \\ & \text{and } \tilde{m}_y \text{ is } M_y^k, \\ \text{THEN } & \tilde{u}_x \text{ is } U_x^k \text{ and } \tilde{u}_y \text{ is } U_y^k \end{aligned} \quad (4)$$

여기서 퍼지변수들은 positive big (PB), positive small (PS) 등의 언어적 함수로 표현될 수 있다.

### 3.3 퍼지추론

퍼지추론은 앞 절에서 구축한 퍼지규칙에 의하여 제어값을 발생하는데 중요한 기능을 한다. 매 샘플링 (sampling)마다 반복되는 퍼지추론은 다음과 같은 순서로 이루어진다.

<Step 1> 기본 변수들의 크기조정 : 측정된 힘과 모멘트 신호로부터 방정식 (1)에 의하여 퍼지전체

집합 영역으로 크기조정을 한다.

<Step 2> 퍼지 멤버쉽함수의 계산 : Fig. 4에 정의된 퍼지규칙 전건부의 각 멤버쉽함수는 주어진 정규화된 기본변수에 대해 두 개의 '0'이 아닌 퍼지 부분집합은 두개 존재한다. 전건부의 변수는 네개 이므로 결과적으로 한 샘플링 순간에 작동되는 퍼지규칙은 열여섯개이다.

<Step 3> 출력변수에 대한 멤버쉽함수의 개선 : 제어작용의 멤버쉽함수는 신경회로망에 의한 학습 기구에 의하여 개선된다. 고정된 퍼지알고리즘은 전문가나 공학적 지식에 의하여 미리 입력변수값과 출력변수값이 결정되므로, 본 단계는 학습알고리즘에만 필요로한다.

<Step 4> 규칙의 집합 (aggregation of rules) : 활성화된 규칙들은 규칙집합의 후보가 될 수 있다. 퍼지추론은 퍼지의 중심이 퍼지의 중심으로 움직이도록 수행되므로 각 축에 대하여 정해진 퍼지규칙은 퍼지제어에서 많이 사용하고 있는 MIN-MAX동작에 의하여 이루어진다. 따라서 퍼지집합의 마지막 결과는 다음과 같은 멤버쉽도함수로 주어진다.

$$\mu_{U_i}(\tilde{u}_i) = \text{MAX}[\mu_{U_i^1}(\tilde{u}_i), \mu_{U_i^2}(\tilde{u}_i), \dots, \mu_{U_i^n}(\tilde{u}_i)] \quad (5)$$

### 3.4 비퍼지화

비퍼지화는 출력공간에 대하여 정의된 퍼지추론 값으로부터 실제 출력공간상으로 크리스프한 값을 구하는 과정이다. 이 연구에서는 면적중심법 (center of area method)을 이용하여 비퍼지화하였다. 따라서  $i$ 축에 보내지는 제어입력  $u_i$ 는 식(6)과 같다.

$$u_i = \frac{\sum_{k=1}^n \mu_{U_i}(\tilde{u}_i^k) \tilde{u}_i^k}{\sum_{k=1}^n \mu_{U_i}(\tilde{u}_i^k)} \quad (6)$$

### 3.5 규칙학습 기구

본 절에서는 방정식 (4)에서 보여주는 후건부의 값  $\tilde{u}_i^k (i=x, y \text{ and } k=1, \dots, n)$ 를 결정하기 위한 방법을 기술한다. 즉, 임의로 정해진 전건부의 값에 해당하는 후건부의 적절한 값을 대응시킴으로써 부품간의 위치오차를 보상하도록 하는 방법이다. 힘센서로부터 한 신호가 입력되면 이 힘신호에 대응되는 퍼지규칙이 활성화되고 퍼지추론에 의하여 제어입력이 발생되는 데 제어입력은 후건부의 값에 의하여 결정된다. 따라서 후건부 값의 적절한 상사는 조립알고리즘의 성능과 직결된다. 이런 후건부



여기서,  $\beta$ 는 학습률을 나타내는 매개변수이고  $\bar{s}_k(t)$ 는 각 규칙과 관련하여 활성화된 부분메모리 추적자로서 다음식과 같이 주어진다.

$$\bar{s}_k(t+1) = \lambda \bar{s}_k(t) + (1-\lambda) |s_k(t) v_k(t)| \quad (10)$$

여기서,  $\lambda$ 는  $0 \leq \lambda < 1$ 의 범위를 가지는 추적자 매개변수이다. 이 때의 추적자는 자연함수의 특성을 가진다. 결과적으로 이상이 내부학습에 의하여 발생하는 출력,  $r(t)$ 는 방정식(11)과 같다. 즉,

$$\hat{r}(t) = r(t) + \gamma p(t) - p(t-1) \quad (11)$$

여기서,  $\gamma$ 는 감쇄률인자(discount rate parameter)로  $0 \leq \gamma < 1$ 의 범위를 가진다.

### 3.5.2 ALN

Fig. 5에서 보여주듯이, ALN(associative learning neuron)은 ACN요소로부터 받은 내부강화 입력,  $\hat{r}(t)$ 과 입력신호에 관계되는 활성화강도,  $s_k(t)$  ( $k=1, 2, \dots, n$ ) 및 실제 매니플레이터에 가해지는 제어입력 등으로부터 현재 주어진 센서 신호로부터 퍼지규칙의 후건부에 해당하는 값을 학습시키는 부분이다. 즉, 방정식(4)의 퍼지규칙에서 후건부에 해당하는 퍼지제어입력  $\bar{u}_i^k$ 을 반복적으로 개선하는 방법을 기술한다. 먼저  $i$ 축방향으로 발생하는  $k$ 번째 규칙의 중심값은

$$\bar{u}_i^k = H(w_i^k(t)), \quad i=x, y \quad k=1, 2, 3, \dots, n \quad (12)$$

여기서,  $H$ 는 시그모이드함수로 출력의 범위를  $[-1, 1]$ 사이에 위치하도록 동적 정규화를 수행하는 것으로 다음과 같은 방정식을 실험에서 사용하였다. 즉,

$$H(w_i^k(t)) = \frac{2}{1 + \exp(-w_i^k(t)/\theta_k)} - 1$$

의 함수로 Fig. 6은 옵션  $\theta_k$ 에 따른 몇개의 출력형을 보여준다. 방정식(12)에서 주어진  $w_i^k(t)$ 의 학습은

$$\begin{aligned} \omega_i^k(t+1) &= \omega_i^k(t) + \bar{\alpha}(t) r(t) e_i^k(t) \\ \bar{\alpha} &= \frac{\alpha \kappa}{\kappa + t} \end{aligned} \quad (13)$$

여기서,  $\bar{\alpha}(t)$ 는 초기값  $\alpha$ 를 가진 양의 부호를 가지는 학습률 매개변수(dynamic positive learning rate)고,  $\kappa$ 는 가중동결 매개변수(weight freeze parameter)

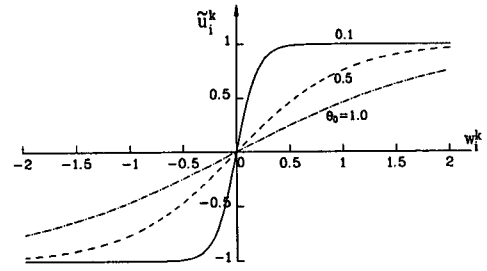


Fig. 6 The sigmoid function of generating the value of fuzzy subset

이다. 가중동결 매개변수는 다음방정식으로 주어지는 관련 추적자에 의하여 표현된다.

$$e_i^k(t+1) = \delta e_i^k(t) + (1-\delta) u_i^k(t) s_k(t) \quad (14)$$

여기서,  $0 \leq \delta < 1$ 은 다른 추적자 매개변수로서 물리적 의미는 매니플레이터에 가해진 제어입력이 실제 치오차를 보상하는데 얼마만큼 기여하였는가를 나타낸다.

## 4. 실험

제시된 조립알고리즘의 성능을 평가하기 위하여 일련의 실험을 하였다. 먼저, 제시된 방법의 학습 성능을 조사하였다. 둘째, 학습매개변수의 효과를 조사하였고, 마지막으로 몇가지 초기오차에 대한 반복 실험의 결과를 조사하였다.

### 4.1 조립시스템

제시된 조립알고리즘을 실현하기 위하여 실험장치를 Fig. 7과 같이 구성하였다. 즉, 시스템은 6축 힘센서(Barry Wright, FS6-120A-200), SCARA로봇, z축 컴플라이언스를 가진 RCC와 IBM/AT 컴퓨터로 구성되어 있다. SCARA로봇은 3 자유도를 가지며 IBM/AT 컴퓨터에 조립알고리즘에 의하여 발생한 위치오차량을 8255-A 병렬포트를 통하여 각 축제어기인 INTEL8032 CPU로 보내지고 이 제어기는 PD위치 제어기에 의하여 기준값을 추종한다. AT컴퓨터는 RS-232C 시리얼포트를 통하여 힘센서와 19200 bps의 속도로 통신을 한다. 시리얼 통신의 경우 타이머 인터럽트를 이용한 시스템과는 달리 각 스텝간의 정확한 소요시간을 측정하기 힘들므로 본 논문에서는 실험결과를 실시간이 아닌 스텝수로 표현한다.

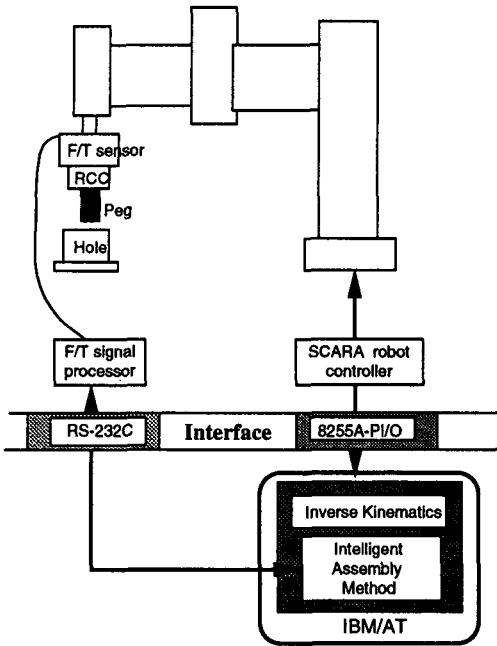


Fig. 7 The schematic diagram of experimental set-up for SCARA robot

4.2 실험준비

4.2.1 좌표변환

SCARA로봇의 실험에서 힘센서는 로봇의 손목부에 부착되어 있으므로 센서의 좌표계는 로봇의 위치에 따라 변한다. 따라서 힘센서와 로봇 상호간에 좌표변환을 선행해야 한다. 이것은 Fig. 8에서 보여주듯이 다음과 같은 좌표변환행렬로 표현될 수 있다.

$$\begin{bmatrix} u_x \\ u_y \end{bmatrix}_B = \begin{bmatrix} -\sin(\psi_1 + \psi_2) & \cos(\psi_1 + \psi_2) \\ \cos(\psi_1 + \psi_2) & \sin(\psi_1 + \psi_2) \end{bmatrix}_S \quad (15)$$

여기서 B는 로봇 혹은 기본좌표계를, 그리고 S는 센서의 좌표계를 나타낸다.

4.2.2 실험순서

Fig. 9는 제시된 조립알고리즘의 흐름도를 보여준다. 펌을 z축 방향으로 정해진 조립반력을 나타내도록 일정한 위치로 홀의 표면에 접근시킨 후 학습기기와 관련된 값들을 초기화시킨다. 초기화한 후에 힘센서로부터 힘과 모멘트 신호를 받아 조립반력의 크기가  $f_{1z} \leq f_z \leq f_{2z}$ 이 되면, 탐색작업은 시작된다. 초기엔 조립작업에 대한 어떤 정보도 가지 않은 퍼지규칙에 의하여 결합부품간의 위치오차

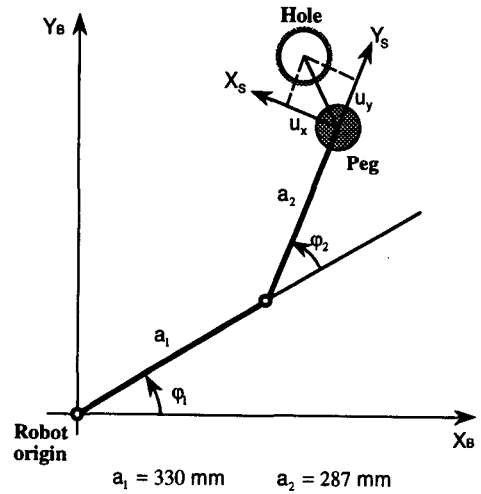


Fig. 8 Configuration for SCARA robot and F/T sensor

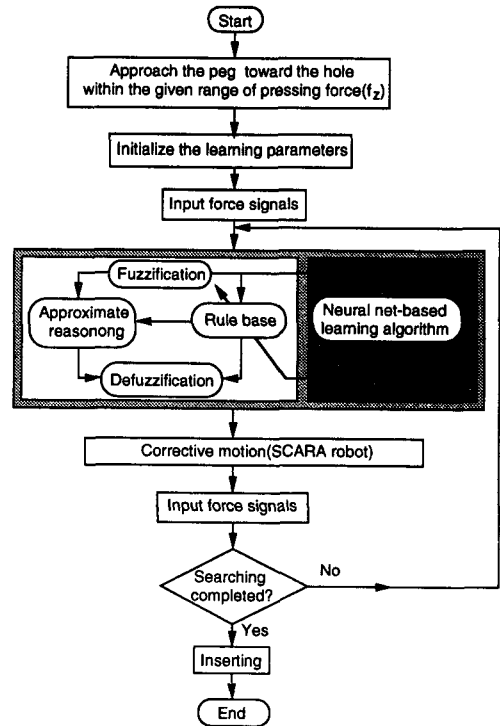


Fig. 9 The flow chart of the proposed assembly method

를 추론한다. 이 값은 펌과 홀간의 오차를 보상하는 SCARA 로봇에 보내져 보정운동이 이루어진다. 그리고 탐색작업의 성공여부는 z축 방향의 급작스런 힘의 변화에 의존한다. 만약 탐색이 완전히



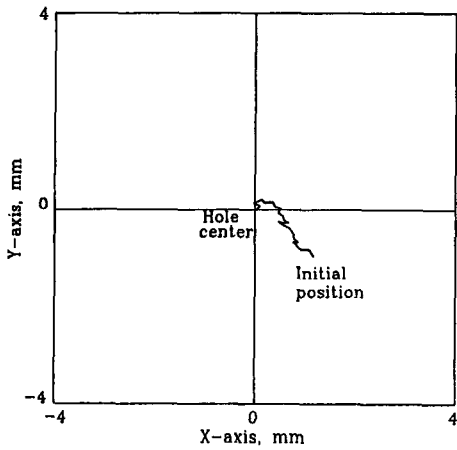
이루어지지 않으면 퍼지규칙은 앞에서 언급한 학습 기구에 의하여 계속 개선된다. 결국 이같은 과정은 탐색작업이 완전히 이루어질 때까지 계속된다.

4.3 실험결과 및 토의

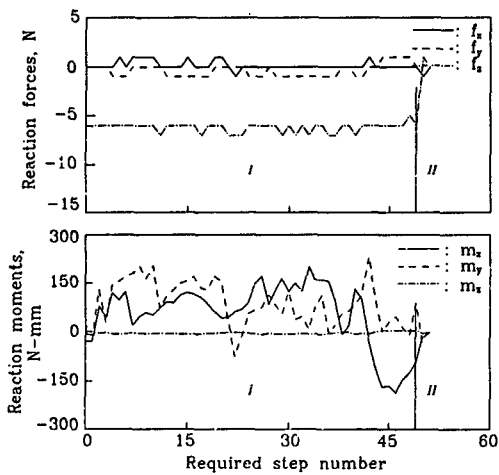
Fig. 10, Fig. 11과 Fig. 12는 초기오차가 같은 경우 첫번째, 세번째, 일곱번째 조립작업시의 x-y평면상의 궤적과 그 때의 조립반력을 보여준다. 세 경우 모두 사용된 학습 매개변수들은 다음과 같다. 즉,  $\alpha=50$ ,  $\beta=0.8$ ,  $\gamma=0.8$ ,  $\delta=0.9$ ,  $\lambda=0.7$ ,

$\kappa=2500$ 을 사용하였다. 그림에서 보여주듯이 첫번째 시도에서 퍼지규칙은 작업에 대한 예비정보가 없으므로 탐색에 필요한 스텝수는 48로 매우 크다. 그리고 시도회수가 점점 많아짐에 따라 스텝수는 현저히 줄어들음을 알 수 있는데, 이것은 점진적으로 퍼지규칙이 조립공정에 알맞는 값으로 학습됨을 알 수 있다.

한편, Fig. 13은 다른 초기오차( $e_x, e_y$ )=(2.0, 1.0)mm에 대한 학습성능을 보여준다. 그림에서 보여주듯이 4번째 작업까지는 점진적으로 탐색수가

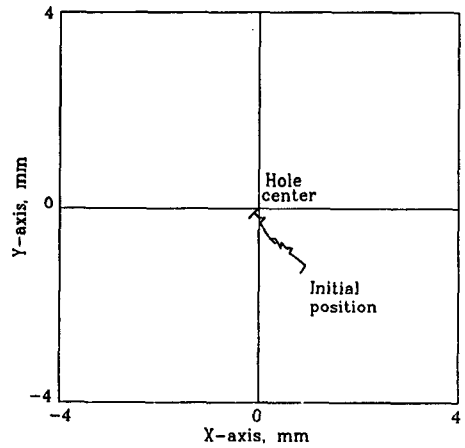


(a) Searching trajectory

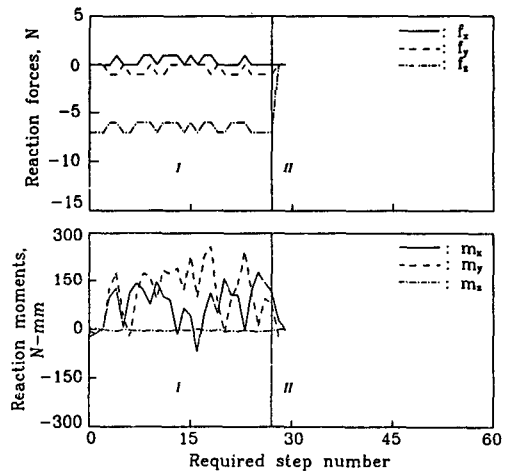


(b) Reaction forces and moments  
I : Searching II : Inserting

Fig. 10 Experimental results of self-learning rule-based assembly method with the 1st learned rule base using SCARA robot

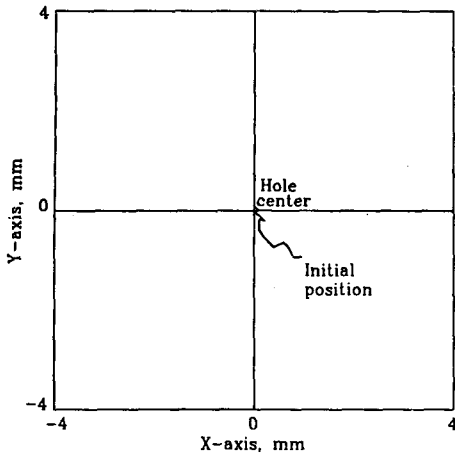


(a) Searching trajectory

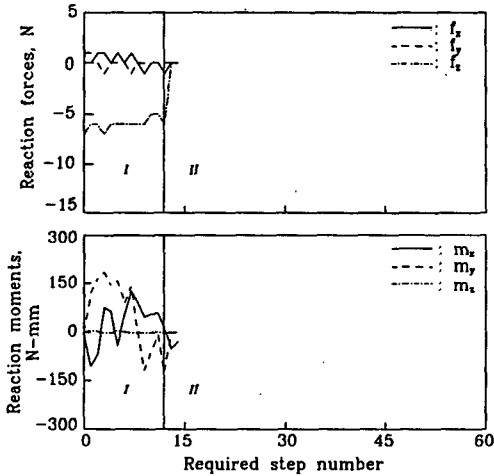


(b) Reaction forces and moments  
I : Searching II : Inserting

Fig. 11 Experimental results of self-learning rule-based assembly method with the 3rd learned rule base using SCARA robot



(a) Searching trajectory



(b) Reaction forces and moments  
I : Searching II : Inserting

Fig. 12 Experimental results of self-learning rule-based assembly method with the 7th learned rule base using SCARA robot

줄어들고 그 이후에 탐색곡선은 다소의 요동특성을 보여주는 데, 이것은 실제 조립작업시 센서의 신호가 다소의 외란을 포함하므로 위치오차에 의하여 발생하는 신호는 실제의 위치오차와는 다소 다른 값을 가지기 때문이다.

Fig. 14은 초기의 오차방향에 관계없이 각각 20번의 반복실험을 하였을 경우의 성공적인 탐색스텝수를 나타내었다. 당연한 결과지만 초기오차가 커질수록 탐색스텝수는 많아지며, 오차가 클수록 평균스텝수에 대한 분산의 값 역시 커지는데 이것은

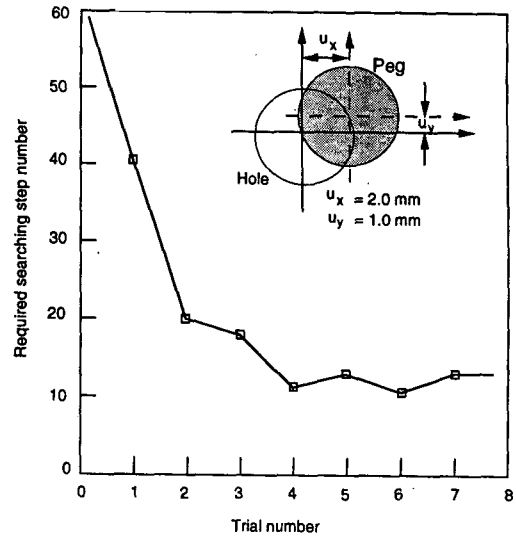


Fig. 13 Learning performance of the self-learning rule-based assembly scheme using SCARA robot ( $\alpha=50, \beta=0.8, \gamma=0.8, \delta=0.9, \lambda=0.7, \kappa=2500$ )

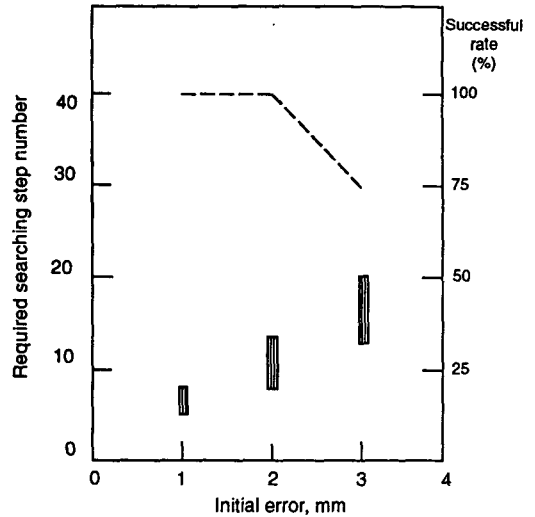


Fig. 14 Required step number for several initial errors using SCARA robot

오차가 클수록 불확실한 요인이 누적되기 때문이다. 한편, 초기 위치오차의 크기가 2mm를 벗어나게 되면 탐색성공률은 떨어지게 되는 데, 이것은 펌과 홀간의 위치오차가 점점 커지게 되면 힘센서로부터 발생하는 신호는 작아지게 되어 올바른 위치 정보를 추론하기가 어렵기 때문이다.

## 6. 결 론

본 논문에서는 조립작업에 있어서 퍼지규칙베이스의 퍼지집합의 값들을 작업을 진행함으로써 학습을 통하여 자동적으로 구축하는 자기학습 알고리즘을 제시하였으며, 그 성능을 SCARA로봇에 적용하여 검증하였다. 퍼지규칙은 조립에서 발생하는 불확실성을 극복할 수 있고, 신경회로망은 학습기능으로 퍼지규칙을 연속적 방법으로 구축하였다. 결과로부터 제시된 알고리즘은 먼취가 없는 부품의 정밀조립에 효율적으로 사용될 수 있음을 보여준다. 한편 본 논문에서는 한 모델에 대한 학습성능을 평가하였으나 모델이 변화될 경우에 대하여 앞으로 연구가 필요하다.

## 참고문헌

- (1) Cho, H. S. Warnecke, H. J. and Gweon, D. G., 1987, "Robotic Assembly : a Synthesizing Overview," *Robotica*, Vol. 5, pp. 153~165.
- (2) Aspragathos, N. A., 1991, "Assembly Strategies for Parts with a Plane of Symmetry," *Robotica*, Vol. 9, pp. 189~195.
- (3) Shekhar S. and Khatib, O., 1987, "Force Strategies in Real Time Fine Motion Assembly," *Proc. Winter Annual Meeting of ASME*, Vol. 6, pp. 169~176.
- (4) Schimemels, J. M. and Peshkin, M. A., 1990, "Synthesis and Validation of Non-Diagonal Accommodation Matrices for Error Corrective Assembly," *Proc. IEEE Int. Conf. Robotics and Automation*, pp. 714~719.
- (5) Whitney, D. E., 1977, "Force Feedback Control of Manipulator Fine Motion," *ASME J. of Dynam. Syst., Man, and Control*, pp. 91~97.
- (6) Lee, C. C., 1990, "Fuzzy Logic in Control Systems: Fuzzy Logic Controller-part I and Part II," *IEEE Trans. Syst., Man and Cyb.*, SMC20, pp. 404~435.
- (7) Mamdani, E. H., 1974, "Application of Fuzzy Logic Algorithms for Simple Dynamic Plant," *Proc. IEE*, Vol. 121, pp. 1585~1588.
- (8) Mamdani, E.H., 1995, "An Experimental in Linguistic Synthesis with a Fuzzy Controller," *Int. J. Man Mach. Studies*, Vol. 7, pp. 1~13.
- (9) Zadeh, L. A., 1972, "A Rational for Fuzzy Control," *Trans, ASME J. Dynam. Syst. Meass. and Control*, Vol. 94, pp. 3~4.
- (10) Zadeh, L. A., 1993, "Outline of a New Approach to the Analysis Complex Systems and Decision Processes," *IEEE Trans. Syst, Man, and Cybernetics*, SMC3, PP. 28~44.
- (11) Park, H. J. and Cho, H. S., 1993, "A Fuzzy Rule-Based Learning Control Method with Application to Hydroforming Processes," *Mechatronics*.
- (12) Park, Y. K and Cho, H. S., 1993, "A Fuzzy Rule-Based Assembly Algorithm for Precision Parts Maing," *Mechatronics*.
- (13) Park, Y. K. Cho, H. S. and Park, J. O., 1992, "A Fast Searching Method for Precision Parts Mating," *Proc. IEEE Int. Conf. on Int. Robots*, pp. 1319~1323.
- (14) Barto, A. G., Sutton, R. S. and Anderson, C. W., 1983, "Neuronlike Adaptive Elements that can Solve Difficult Learning Control Problems," *IEEE Trans. on Syst., Man, and Cybernetics*, SME-13, pp. 834~846.
- (15) Lee, C. C., 1990, "Intelligent Control Based on Fuzzy Logic and Neural net Theory," *Proc. of Int. Conf. on Fuzzy Logic*, pp. 759~764.
- (16) Lee, C. C., 1993, "Modelling Behavioral Sub-stracts of Associative Learning and Memory : Adaptive Neural Models," *IEEE Trans. on Syst., Man, and Cybernetics*, pp. 510~520.
- (17) Lee, C. C., 1990, "A Self-Learning Rule-Based Controller with Approximate Reasoning and Neural Nets," *Proc. of IFAC World Cogress*, Vol. 7, pp. 59~64.