

뉴로-퍼지 모델을 이용한 원격로봇의 컴플라이언스 제어

°차동혁, 조형석
한국과학기술원 정밀공학과

Compliance Control of a Telerobot System Using a Neuro-fuzzy Model

° Donghyuk Cha, Hyung Suck Cho
Department of Precision and Mechatronics, Korea Advanced Institute of Science & Technology

ABSTRACT

In this paper, we propose a compliance control scheme using a neurofuzzy compliance model(NFCM) as a new control paradigm for telerobot systems. A NFCM, used as a compliance controller, is composed of a fuzzy compliance model(FCM), a neural network and a low pass filter. The NFCM is trained through a reinforcement learning algorithm, and then, can generate suitable compliant motion for a given task. A series of simulations have been performed to show applicability of the proposed algorithm and it is found that the NFCM can implement suitable compliant motion for a given task through the learning procedure.

1. 서론

원격조작 로봇트 시스템은 제어 기법에 따라 한방향(unilateral) 제어와 양방향(bilateral) 제어로 분류할 수 있다[1]. 한방향 제어에서는 작업시 슬레이브암과 작업 환경과의 접촉에 의해 발생하는 접촉력(contact force)이 작업자에게 전달되지 않으나, 양방향 제어에서는 이 힘이 작업자에게 전달되어 작업성을 높여준다.

대부분의 원격조작 로봇트 시스템에서 작업자는 실제 작업 현장과는 멀리 떨어져서 작업을 하게된다. 슬레이브암이 자유운동(free motion)을 하는 경우는 한방향 제어만으로도 충분하며, 작업자는 전송되는 시각 정보들 이용하여 슬레이브암에 기준운동(reference motion)을 준다. 그러나 이 방식은 시각 정보만을 이용하므로 비교적 간단한 작업의 수행만 가능하다.

일반적인 양방향 제어 시스템에서는 접촉력이 작업자에게 전달되며 이에 따라 작업자는 기준 운동을 수정하여 주므로 보다 복잡한 작업의 수행도 가능하다. 그러나 이런 시스템에서 작업의 성공 여부는 전적으로 작업자에 의존하게된다. 그리고 마스터암과 슬레이브암 간의 거리가 멀 경우에는 통신시 존재하는 시간 지연에 의해 전체 시스템이 불안정하게 될 수가 있다[2].

따라서, 접촉력을 작업자에게 전달하는 대신, 슬레이브암에 이에 대응하는 컴플라이언스 운동 기능을 부여하여 위의 단점들을 보완하기 위한 방법들이 제안되었다. 일반적인 로봇틱스 분야에서는 컴플라이언스 제어에 대한 많은 연구가 이루어져 왔으며, 그 대표적인 것으로는 compliant damping control[7], active stiffness control[8], hybrid position/force control [9], impedance control[10] 그리고 컴플라이언스 제어의 안정성 해석[11] 등이 있다.

그런데, 원격로봇의 컴플라이언스 제어에 관한 연구는 별로 많지 않다. A. K. Bejczy[2][3]등은 시간 지연이 존재하는 원격조작 시스템에서 작업자가 지령한 기준 운동이 접촉력에 대응하여 변경되는 분할된 컴플라이언스 제어(shared compliance control) 방식을 제안 하였으며, Kosuge[4]등은 접촉력을 이용하여 작업 수행에 필요한 미세운동(fine motion)을 생성하여 이것을 기준 운동에 중첩시켜 작업을 하는 작업 지향형 제어(task oriented control) 방식을 제안 하였다. 차동혁[5][6]등은 작업자의 작업 데이터를 이용하여 신경회로망을 학습시켜 이를 이용하여 슬레이브암에 컴플라이언스 운동을 부여하는 신경망 이용 컴플라이언스 제어(neural network-based compliance control) 방식을 제안하였다.

하지만, 여전히 다음과 같은 문제들이 남아있다. 즉, 주어진 작업을 수행하는데 최적의 컴플라이언스 운동을 어떻게 찾아가 하는 것과, 이런 운동을 어떻게 원격로봇트 시스템에 구현하느냐 하는 것이다.

원격조작 시스템의 주 목적은 마치 사람이 직접 작업하는 것처럼 슬레이브암을 움직이도록 하는데 있으므로, 사람이 여러가지 작업을 할때 사용하는 기술(skill)을 살펴보는 것은 의미있는 일이다. 그리하여 사람의 기술을 표현해줄 수 있는 적합한 모델을 찾아낼 수 있다면 이를 슬레이브암의 제어에 효과적으로 적용할 수 있을 것이다. 한편 퍼지 논리는 숙련 작업자의 복잡한 지식을 표현하는 능력이 있으므로[12], 이를 이용하는 것도 위의 모델을 얻기위한 한가지 방법이될 수 있다. 그런데, 숙련된 작업자의 행동을 정량적으로 표현하는 것은 쉬운 작업이 아니므로, 퍼지 모델의 틀 배이스를 구축하는 것은 쉬운 일 아니다. 이런 어려움을 극복하기위해 강화학습 방법과 퍼지 논리를 조합한 자기 구성형 제어기가 제안되었다[13].

본 연구에서는 원격로봇의 새로운 제어방법으로

뉴로-퍼지 모델(Neuro-fuzzy Compliance Model, NFCM)을 이용한 컴플라이언스 제어 방법에 대해 고찰해보기로 한다. 이 방법에서는 강화학습 방법과 퍼지 논리를 이용한 NFCM이 작업에 적합한 보정운동을 생성하도록 컴플라이언스 제어를 수행한다.

2. 뉴로 퍼지 컴플라이언스 제어의 개요

그림1은 일반적인 양방향 원격 시스템을 보여준다. 여기서는 접촉력이 작업자에게 전달되며 이에 따라 작업자는 기준 운동을 수정하여 주므로 보다 복잡한 작업의 수행도 가능하다. 이러한 작업자의 운동은 그림2에 보여진 바와 같이 기준 궤적(reference trajectory)의 지점과 수정 운동(corrective motion)의 발생으로 나누어 생각할 수 있다.

본 연구에서 제안한 뉴로퍼지 컴플라이언스 제어는 작업자대신 NFCM이 보정운동을 생성해 준다(그림3). 여기서 힘은 작업자에게 전달되지 않으며, NFCM을 통하여

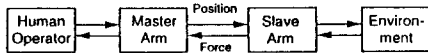


Fig. 1 Structure of a bilateral telerobot system

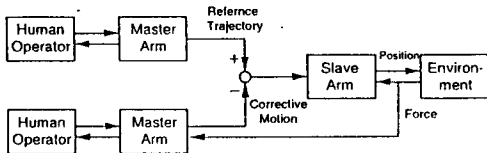


Fig. 2 Reference trajectory and corrective motion in a bilateral system

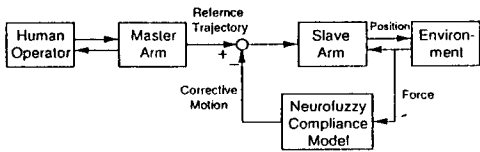


Fig. 3 Structure of the neurofuzzy compliance model(NFCM)-based compliance control

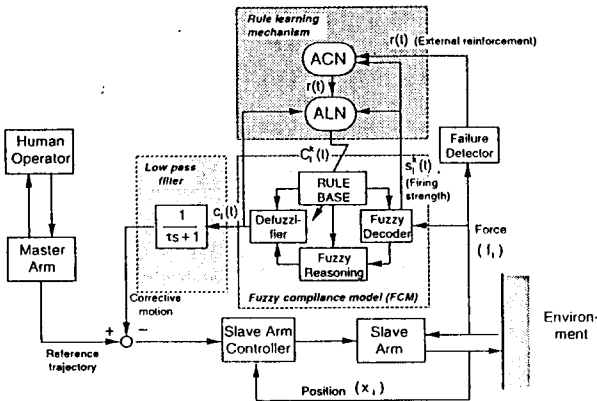


Fig. 4 Structure of the neurofuzzy compliance model(NFCM)

보정운동이 생성되어 이것이 작업자로 부터 오는 기준 궤적에 합성된다.

그림4에서 보여진 바와 같이 NFCM은 세 부분으로 구성된다. 첫째는 퍼지 컴플라이언스 모델(Fuzzy Compliance Model, FCM)인데, 이것은 접촉력을 입력으로 받아 대응되는 보정운동을 출력으로 내어준다. 이 모델은 일반적인 퍼지 논리 제어기와 마찬가지로 퍼지 디코더, 룰베이스, 퍼지 추론 그리고 비퍼지화의 네 부분으로 구성된다. 둘째는 룰 학습 메카니즘으로 이것은 두 개의 뉴런, 즉 ACN (Associative Critic Neuron)과 ALN(Associative Learning Neuron)으로 구성된다. 이 메카니즘은 주어진 작업을 성공적으로 수행할 수 있도록 퍼지 룰 베이스를 학습시켜 주는 역할을 한다. 셋째는 단위 이득을 가지는 low pass filter인데, 이것은 전체 시스템의 안정성을 높여주는 역할을 한다. 실패 감지기(failure detector)는 접촉력을 입력으로 받아 룰 학습에 필요한 외부 강화 신호(external reinforcement signal)을 생성해 준다.

제안된 구조에서는 관절 좌표계를 기준으로 하는 고이득의 위치제어 시스템이 기본 제어기로 사용되며, NFCM에서 생성되는 보정운동에 의해 슬레이브암의 강성이 조절된다. 이 구조는 구속이 없는 자유운동 시에는 고이득의 위치제어 시스템과 동일한 특성을 가지며, 따라서, 주어진 기준 궤적을 매우 정확히 추종한다. 작업환경과의 접촉에 비해 힘이 발생할때는 이 힘에 대응하는 보정운동이 발생하여 기준궤적이 바뀌게 된다. 이것은 position servo-based compliance control[14] 구조와 유사한 특성을 가진다고 할 수 있다.

3. 컴플라이언스 제어 알고리즘

3.1 퍼지 컴플라이언스 모델 (FCM)

FCM을 구현하기 위해서는 먼저 이 모델의 입출력을 결정해야 한다. 입력은 접촉력이며 다음과 같이 정의 된다.

$$\mathbf{f} = [f_x, f_y, f_z, m_x, m_y, m_z]^T$$

$$= [f_1, f_2, f_3, f_4, f_5, f_6]^T \quad (1)$$

여기서 f_i 와 m_i 는 각각 i 축 방향의 힘/모멘트를 나타낸다. 출력은 보정운동이며 다음과 같이 정의 된다.

$$\mathbf{c} = [c_x, c_y, c_z, \theta_x, \theta_y, \theta_z]^T$$

$$= [c_1, c_2, c_3, c_4, c_5, c_6]^T \quad (2)$$

여기서 c_i 와 θ_i 는 각각 i 축 방향의 이동/회전을 나타낸다.

(a) 퍼지 디코더

퍼지 디코더는 시스템의 상태를 받아들여 이에 대응되는 룰을 활성화 시키는데, 이것은 퍼지화 과정을 통해 이루어진다. 퍼지화는 크리스프(crisp)한 입력을 적절한 퍼지 변수로 바꾸어 주는 작업을 말한다. 지금부터 퍼지 변수는 대응되는 크리스프한 변수의 위에 ~(tilde sign)을 붙여 표시하기로 한다. 입력 퍼지변수들이 측정된 크리스프값을 스케일링 (scaling)하여 얻어진다면 이것은 다음과 같이 표시된다.

$$\tilde{f}_i = g \times f_i, \quad (i = 1, 2, \dots, 6) \quad (3)$$

여기서 아래첨자 i 는 힌벡터의 i 제 성분을 나타내며 g_i 는 f_i 에 대한 스케일의 값이다.

(b) 룰 베이스

룰 베이스는 측정된 힘, f ,와 보정운동, c ,사이의 관계들 정의해주는 룰들로 구성되어 있으며 다음과 같다.

$$\text{RULE } R_i^k: \text{IF } \bar{f}_i \text{ is } F_i^k \text{ THEN } \bar{c}_i \text{ is } C_i^k, \quad (4)$$

$$(i = 1, 2, \dots, 6)$$

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

여기서 F_i^k 와 C_i^k 는 각각 퍼지 변수 \bar{f}_i 와 \bar{c}_i 에 대응하는 퍼지 부분집합이다. 그리고 아래첨자 i 는 힘의 i 번째 성분, 윗첨자 k 는 k 번째 룰을 나타낸다.

이 룰 베이스에서 i 축 방향으로의 보정운동은 오직 같은 방향의 힘으로부터만 발생되며, 다른 축 방향의 힘은 이 운동에 영향을 주지 않는다. 즉, 커플 되지않은 컴플라이언스 (decoupled compliance)가 구현되었으며 이것은 원격 로보트의 컴플라이언스 제어에서 널리 이용되는 풀이다. [2-4]

한편 출력 변수, C_i^k ,의 멤버쉽 함수는 삼각형 모양 이다. 초기에 이들의 꼭지점은 임의의 값으로 선정 되었으며 이것은 후술한 룰 학습 메카니즘에 의해 학습된다.

(c) 퍼지 추론

퍼지 추론에는 최소-최대법 (Min-Max operation)을 이용 하였다. k 제 룰의 출력의 멤버쉽 함수들 $\mu_{C_i^k}(\bar{c}_i)$ 라고 하면 이것은 다음과 같다.

$$\mu_{C_i^k}(\bar{c}_i) = \text{MIN} [\mu_{F_i^k}(\bar{f}_i), \mu_{C_i^k}(\bar{c}_i)]. \quad (5)$$

한편, 룰이 n 개 있으므로 최종의 멤버쉽 함수는 MAX 연산자를 이용하여 다음과 같이 주어진다.

$$\mu_{\bar{c}_i}(\bar{c}_i) = \text{MAX} [\mu_{C_i^1}(\bar{c}_i), \mu_{C_i^2}(\bar{c}_i), \dots, \mu_{C_i^n}(\bar{c}_i)] \quad (6)$$

(d) 비퍼지화 (Defuzzifier)

제안된 제어 구조는 크리스프한 보정운동량을 필요로 하므로 비퍼지화가 필요하게 된다. 이것은 식(6)으로 주어지는 추론된 퍼지 보정운동을 크리스프한 값으로 변환해주는 역할을 한다. 이를 위해서는 max criterion, mean of maximum 또는 중심법(center of gravity method)등을 이용할 수 있다.

3.2 룰 학습 메카니즘

룰 학습 메카니즘의 목표는 식(4)에서의 퍼지값 C_i^k 의 값을 학습하는 것이다. 좀 더 정확히 말하면 출력 변수 C_i^k 의 멤버쉽 함수의 꼭지점의 값을 학습하는 것이다. 이런 학습 능력은 룰 학습 메카니즘에 의해 실현되는데, 이것은 두개의 뉴런, 즉 ACN(Associative Critic Neuron)과 ALN(Associative Learning Neuron)으로 구성된다.

학습 순서는 다음과 같다. 우선 퍼지 디코더는 정측력으로 부터 이에 대응하는 퍼지량을 생성하며, 이것을 점화강도(firing strength)라고 한다. 식(4)의 룰에 대해 점화강도는 다음과 같다.

$$s_i^k(t) = \mu_{F_i^k}(\bar{f}_i) \quad (7)$$

여기서 i 와 k 는 각각 힌벡터의 i 제 성분과 k 제 룰을 나타낸다. 이 점화강도가 ACN과 ALN의 입력이 된다. ACN과 ALN의 구조와 학습과정은 다음과 같다.

(a) ACN(Associative Critic Neuron)

이 뉴런은 내부 강화신호(internal reinforcement signal)를 만들어 내는데 이것은 룰의 갱신이 옳은지 그른지를 판별한다. 시간 t 에서 점화강도의 가중합(weighted sum)은 총강화(total reinforcement)라고 하며 다음과 같이 표시된다.

$$p(t) = G \left[\sum_{i=1}^6 \sum_{k=1}^n v_i^k(t) s_i^k(t) \right] \quad (8)$$

여기서 G 는 시그모이드 함수, 등가(identity) 함수 등을 쓸 수 있다. $v_i^k(t)$ 는 k 제 룰의 예측강화(predictive reinforcement)이며 다음과 같이 갱신된다.

$$v_i^k(t+1) = v_i^k(t) + \beta \hat{r}(t) \bar{s}_i^k(t) \quad (9)$$

여기서 β , $\hat{r}(t)$, $s_i^k(t)$ 는 각각 양의 학습율, 외부 강화신호, 그리고 각 룰의 메모리 트레이스(memory trace)이다. 여기서 메모리 트레이스는

$$\bar{s}_i^k(t+1) = \lambda \bar{s}_i^k(t) + (1-\lambda) |s_i^k(t)| v_i^k(t) \quad (10)$$

인데, λ ($0 \leq \lambda < 1$)는 트레이스 지연계수이다. 이 트레이스는 k 제 룰의 점화강도와 가중치를 곱한 값에 대응하여 커지며, 이 룰이 점화되지 않으면 작아진다. 따라서, 이 트레이스는 k 제 룰이 얼마나 오래전에 점화되었으며 얼마나 자주 점화되었나를 나타내어 준다. 내부 강화 (internal reinforcement) 신호는 점화 강화로부터 다음과 같이 주어진다.

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

여기서 γ ($0 \leq \gamma < 1$)는 감소율 계수이며 $r(t)$ 는 실패 감지기로부터 나오는 외부 강화신호이다. 실패 감지기는 현재의 보정운동이 적절한지 여부를 판정해 주며 뒤에 자세히 설명되어 있다. 위의 절차에 따라 ACN은 내부 강화 신호를 출력으로 내준다.

(b) ALN (Associative Learning Neuron)

그림 4와 같이 ALN은 내부 강화신호, 점화강도와 보정운동을 입력으로 받아들여서 출력 변수의 꼭지점을 출력으로 낸다. 보조 트레이스 (associative trace)는

$$e_i^k(t+1) = \delta e_i^k(t) + (1-\delta) c_i(t) s_i^k(t) \quad (12)$$

인데, 여기서 δ ($0 \leq \delta < 1$)는 또 다른 트레이스 지연계수이다. 이 보조 트레이스는 지수 함수풀이며 퍼지 제어룰의 점화된 빈도수와 그 때의 제어 신호를 기억하고 있다. 한편, 보조 가중치(associative weight) $w_i^k(t)$ 는

$$w_i^k(t+1) = w_i^k(t) + \bar{\alpha}(t) \hat{r}(t) e_i^k(t),$$

$$\bar{\alpha}(t) = \frac{\alpha k}{k+t} \quad (13)$$

이며, 여기서 $\bar{\alpha}(t)$ 는 양의 동적 학습율이며 초기값은 α 이다. 또한, κ 는 가중치 고정(weight freeze) 계수이며 이것이 동적 학습율의 감소율을 결정한다. 이제 출력퍼지 변수의 꼭지점은 다음과 같이 결정된다.

$$C_i^k(t) = H(w_i^k(t)), \quad i=1,2,\dots,6 \quad (14)$$

$$k=1,2,\dots,n$$

여기서 H 는 동적 시그모이드 함수이며 전체 공간상에서 연속적인 출력을 만들어 준다.

(c) 실패 감지기 (failure defector)

실패 감지기는 접촉력을 입력으로 받아서 외부 강화신호를 출력으로 내준다. 주어진 작업이 성공적으로 수행될 때에는 이 신호는 0 또는 양의 값을 가지며, 반대의 경우에는 0 또는 음의 값을 가진다. 접촉력 이외의 다른 센서로부터의 신호도 사용될 수 있다. 이 감지기의 목적은 작업수행이 성공적인지의 여부를 판단하는 것이므로, 이 감지기의 구성은 선형적(heuristic)이며 주어진 작업에 따라 그 형태가 달라진다.

4. 실험 및 결과

4.1 원격로봇 시스템의 설명

제안한 알고리즘의 효용성을 입증하기 위해 다음과 같은 시뮬레이션을 수행하였다. 그림5는 본 연구실에서 개발한 원격 로봇시스템을 보여준다. 이 시스템은 크게 마스터암, 슬레이브암 그리고 원격로봇 시스템 제어기로 구성된다.

마스터암은 3자유도를 가진 수직다관절 구조이며 조작성을 높이기 위해 2,3축에 밸런스 증강을 설치하였다. 그리고 각 축에는 엔코더가 부착되어 있다. 4자유도를 가진 SCARA 팔의 로봇틀 슬레이브암으로 사용하였으며, 그 제어기로는 본 연구실에서 개발한 PC를 이용한 로봇틀 제어기[16]가 사용되었다.

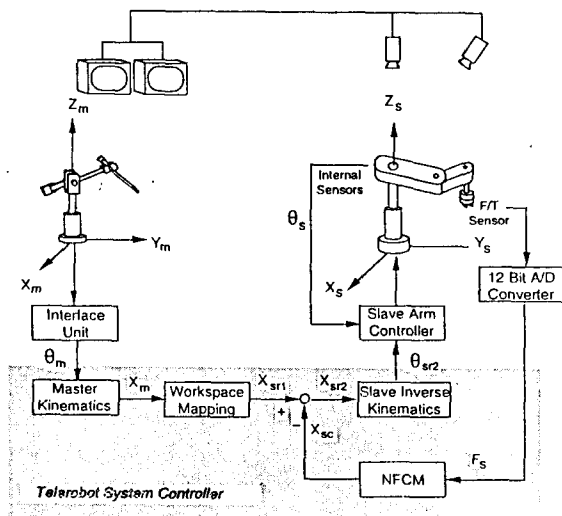


Fig.5 Schematic diagram of a telerobot system

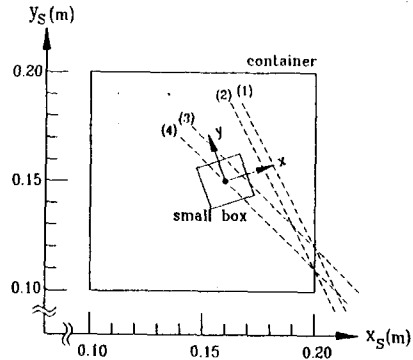


Fig.6 A box palletizing task

원격로봇 시스템 제어기는 마스터암 기구학 루틴, 작업영역사상 루틴, 슬레이브암 역기구학 루틴과 뉴로 퍼지 컴플라이언스 제어기(NFCM)의 네 부분으로 구성되었으며 IBM 386AT 컴퓨터로 구현되었다. 마스터암과 슬레이브암의 기구학적 형상이 다르기 때문에 각각의 작업영역도 역시 형상이 다르다. 따라서 마스터암의 위치 X_m 에 대응하는 슬레이브암의 위치 X_{sr} 을 결정하는 작업영역 사상(workspace mapping)이 필요하며 자세한 알고리즘은 [15]에 나와있다. 뒤에 자세히 설명될 NFCM은 보정운동 X_{sc} 를 생성하며, 이것이 기준궤적 X_{sr} 에 합성되어 새로운 기준궤적 X_{sr2} 가 생성된다.

4.2 시뮬레이션 조건

위에서 설명한 원격로봇 시스템으로 박스 쌓기 작업(Box palletizing task)을 하는 경우를 시뮬레이션하여 제안된 알고리즘의 유용성을 살펴 보았다. 그림6에 나타낸 바와 같이 박스 쌓기 작업은 조그만 정육면체 박스를 컨테이너의 한쪽 구석에 쌓는 작업이다. 컨테이너의 벽은 마찰이 없는 강성이 큰 스프링으로 가정하였으며, 슬레이브암의 링크는 강체로 가정하였다. 슬레이브암은 4자유도의 SCARA 암을 운동학적 방정식으로 구현하였다.

이 시뮬레이션의 목적은 전체 시스템은 안정되면서도 슬레이브암은 최대한 유연하게 만들어 주도록 NFCM을 학습시켜 주는 것이다. 즉, 슬레이브암이 컨테이너의 벽이나 다른 박스에 부딪혔을 때 최소의 힘이 발생하도록 하여 접촉력으로부터 전체 시스템을 보호하는 것이다.

시뮬레이션은 다음과 같이 하였다. 작업자가 박스를 컨테이너의 구석에 쌓기 위해 그림6의 경로 (1)처럼 기준 궤적을 주었다. 그러나 작업환경에 대한 정보가 부족하여 이 궤적은 부적절했으며, 결과적으로 박스는 컨테이너의 벽에 부딪히게 되었다. 이런 상황은 작업 환경에 대한 정보가 불확실하거나 또는 작업자의 조작 실수 때문에 일어났다고 볼 수 있으며, 특히 원격로봇의 경우 이런 불확실성이나 실수는 발생할 가능성이 아주 높다.

한편, 박스는 x-y 평면에 대해 평행하게 있다고 가정하였으며 z방향으로는 접촉이 일어나지 않는다고 가정하였다.

4.3 NFCM의 구성

위의 작업동안 세방향의 힘 f_x , f_y 와 m_z 가 발생하며

이것이 NFCM의 입력이 된다. 룰 베이스는 다음과 같다.

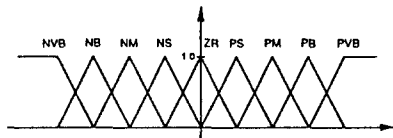
$$\begin{aligned} \text{RULE: IF } \bar{f}_x \text{ is } F_x^k \text{ THEN } \bar{c}_x \text{ is } C_x^k \\ \text{IF } \bar{f}_y \text{ is } F_y^k \text{ THEN } \bar{c}_y \text{ is } C_y^k \\ \text{IF } \bar{m}_z \text{ is } M_z^k \text{ THEN } \bar{\theta}_z \text{ is } \Theta_z^k \end{aligned} \quad (k=1,2,\dots,9) \quad (15)$$

여기서 k 는 k 계 룰을 가리킨다. 입력 퍼지변수들은 모두 삼각형의 멤버십 함수를 가졌으며 그 정의는 그림7에 나와 있다. 출력 퍼지변수도 역시 삼각형의 멤버십 함수를 가졌으며 초기값이 그림7에 나와 있다. 비퍼지화는 중심법을 사용하였다.

룰의 갱신에 나타난 계수는 $\beta=0.5$, $\gamma=0.95$, $\delta=0.9$, $\lambda=0.8$ 그리고 $\kappa=500$ 이며 α 의 값은 시뮬레이션에 따라 변경되었다. 그리고 $\xi^k(0)$, $e^k(0)$,와 $w_i^k(0)$ ($i=x,y,z$)의 초기값은 모두 0이며, $v_i^k(0)$ 의 초기값은 0.1 이었다. 식(8)의 함수 G 는 동가(identity) 함수를 이용하였으며, 식(13)의 동적 시그모이드 함수는

$$H(w_i^k) = k_1 \times \left[\frac{1}{1 + \exp(-k_2 \times w_i^k)} \right] \quad (16)$$

인데, 여기서 k_1 , k_2 는 상수이며 각각 30과 0.274로 주어졌다. 그리고 각 축의 양의 방향과 음의 방향으로 동일한 컴플라이언스를 가지는 것이 합리적이므로, 출력 퍼지 변수를 다음과 같이 설계하였다: 음의 힘을 나타내는 퍼지 변수 $\{C_x^1, C_x^2, C_x^3, C_x^4\}$ 와 양의 힘을 나타내는 퍼지 변수 $\{C_y^1, C_y^2, C_y^3, C_y^4\}$ 은 서로 그림7의 세로축에 대해 항상 대칭이 되도록 하였다. 그리고 C_z^5 의 꼭지점은 항상 0이 되도록 설계하였다. Low pass filter는 컴퓨터로 구현되었으며, 시정수



(a) Shape of the membership function

	k=1	k=2	k=3	k=4	k=5	k=6	k=7	k=8	k=9
$F_x^k(N)$	-40	-30	-20	-10	0	10	20	30	40
$F_y^k(N)$	-40	-30	-20	-10	0	10	20	30	40
$M_z^k(Nm)$	-0.4	-0.3	-0.2	-0.1	0	0.1	0.2	0.3	0.4

(b) The linguistic values for input force

	k=1	k=2	k=3	k=4	k=5	k=6	k=7	k=8	k=9
$C_x^k(mm)$	-2.0	-1.5	-1.0	-0.5	0.0	0.5	1.0	1.5	2.0
$C_y^k(mm)$	-2.0	-1.5	-1.0	-0.5	0.0	0.5	1.0	1.5	2.0
$\Theta_z^k(deg)$	-2.0	-1.5	-1.0	-0.5	0.0	0.5	1.0	1.5	2.0

(c) The linguistic values for corrective motion

Fig. 7 Definition of the fuzzy linguistic variables

τ 는 0.4초로 하였다.

실제 감지기는 다음과 같은 룰을 가지도록 설계하였다.

$$\begin{aligned} \text{IF } f_x(t) > f_{\max} \quad \text{THEN fail} \\ \text{ELSE IF } |f_x(t) - f_x(t-1)| > \text{delf}_{\max} \text{ THEN fail} \\ \text{ELSE success} \end{aligned} \quad (17)$$

여기서 f_{\max} 와 delf_{\max} 는 상수로써 각각 50N과 3N으로 설정되었다. Success의 경우 외부 강화신호는 0.055, fail의 경우는 -0.055이다.

4.4 결과 및 토의

시뮬레이션은 그림 8과 같은 순서로 진행하였다. 먼저 그림6의 궤적(1)가 작업자에 의해 기준궤적으로 주어졌다(training task). 이 작업동안 룰 학습 매카니즘이 작동하여 출력 퍼지 변수의 꼭지점 C_i^k 가 학습되었다. 이 다음에 궤적(1)을 기준궤적으로한 평가 작업(evaluation task)을 행하였다. 이 작업중에는 룰 학습 구조가 동작하지 않으며, 따라서 룰은 변화하지 않는다. 그 다음, 궤적 (2), (3), (4)이 차례로 학습작업의 기준 궤적으로 주어졌다. 각각의 학습작업후에는 역시 매번 평가 작업이 행하여졌다. 이후에는 다시 궤적(1), (2),...이 다시 기준궤적으로 주어져서 같은 작업이 반복되었다.

벽에 대한 박스의 방향오차는 $+5^\circ \sim -5^\circ$ 의 범위내에서 임의로 주어졌으며 벽의 강성 K_w 는 60,00N/m, 학습율 α 는 50이었다.

그림7에 나와 있는 초기의 출력퍼지변수를 가지고 궤적(1)에 대한 작업운 한 결과와 9번째의 평가작업에 대한 결과가 그림 9와 10에 나타나 있다. 이 그림을 보면 초기

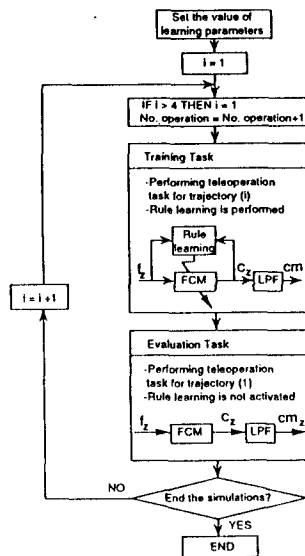


Fig.8The simulation procedure

작업시는 박스가 컨테이너의 모퉁이에 정확히 적재 되지 않고 있으며 박스에 걸리는 힘도 큼을 알 수 있다. 그러나 9째의 작업시는 박스가 정확히 적재되고 힘도 작아 졌다.

그림 10(c)는 각 작업시마다의 x축에 대한 출력 퍼지 변수 C_x^i 의 꼭지점의 변화를 보여주고 있다. 초기는 꼭지점의 값이 작으나 학습이 진행됨에 따라 점점 증가 함을 알 수 있다. 이에 따라서 보정운동의 량도 증가하며, 이것은 결국 접촉력의 감소를 가져온다. 하지만 이러한 경향은 모두 작업횟수가 증가함에 따라 그 변화 속도가 느려지며, 본 시뮬레이션의 경우 9째 작업이후는 결과가 거의 변화 하지 않았다.

이 결과로 부터 NFCM은 학습 기능을 이용해 주어진 작업에 적합한 보정운동을 생성시킬 수 있음을 알 수 있다.

5. 결론

원격로봇 시스템의 새로운 제어 방식으로 뉴로퍼지 컴플라이언스 모델(NFCM)을 이용한 컴플라이언스 제어 방식을 제안하였다. NFCM은 퍼지 컴플라이언스 모델(FCM)을 학습구조 그리고 Low pass filter로 구성 된다. 이 학습 구조는 ACN(Associate Critic Neuron)과 ALN(Associative Learning Neuron)으로 이루어지며 강화 학습(Reinforcement learning) 알고리즘을 이용하여 주어진 작업이 잘 수행될 수 있도록 출력 퍼지변수의 멤버쉽 함수의 꼭지점의 위치를 변경한다.

시뮬레이션 연구를 통하여 NFCM은 학습과정을 통하여 주어진 작업에 적합한 컴플라이언스 운동을 구현할 수 있음을 보여주었다. 여러가지 특성을 가진 외부환경이 주어지는 경우에도 NFCM은 각각의 경우에 적합한 보정운동을 생성해 줄 수 있었다.

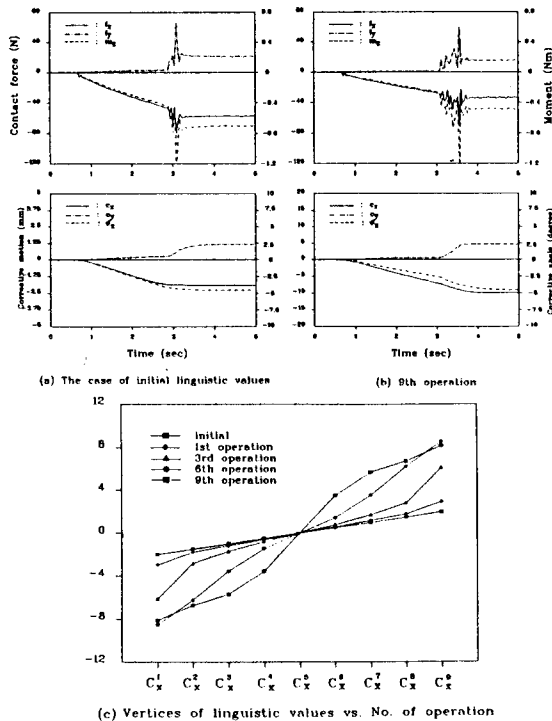


Fig 10 The results of box palletizing task

--- : Reference from the master arm
 - - - : Modified reference
 ——— : Actual trajectory

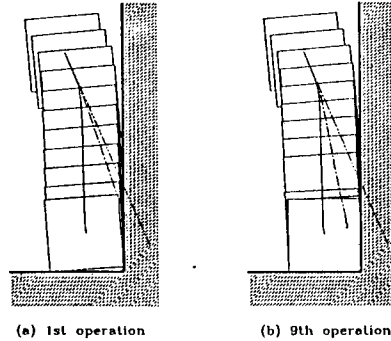


Fig 9 Graphic representation of the box palletizing task

앞으로의 연구과제는, 주어진 작업에 더욱 적합한 컴플라이언스 운동을 실현하기 위해서는 NFCM의 구조를 어떻게 구성해야 하는가하는 문제와, 제안된 알고리즘을 원격로봇의 힘반영 제어 알고리즘과 어떻게 결합할 것인가 하는 문제이다.

참고 문헌

1. J. Vertut and P. Coiffet, "Robot technology, vol. 3A: teleoperation and robotics," Prentice Hall Inc., 1986.
2. A. K. Bejczy and W. S. Kim, "Predictive displays and shared compliance control for time delayed telemanipulation," Proc. IEEE Int. Workshop on Intelligent Robots and Systems, pp. 407-412, 1990.
3. W. S. Kim, B. Hanaford and A. K. Bejczy, "Force-reflection and shared compliance control in operating telemanipulators with time delay," IEEE Trans. Robotics and Automation, Vol. 8, No. 2, pp. 176-185, 1992.
4. K. Kosuge, A. Sato and K. Furuta, "Task-oriented control of master-slave manipulators," Proc. 1990 Japan-U.S.A. Sym. on Flexible Automation, pp. 387-393, 1990.
5. D. H. Cha, Y. S. Park and H. S. Cho, "Neural network-based compliance control for master-slave manipulators", Proc. 1991 Int. Sym. on Advanced Robotics and Technology, pp. 523-530, 1991.
6. D. H. Cha and H. S. Cho, "A compliance control of telerobot systems using a recurrent neural network", Proc. 1992 Japan-U.S.A. Sym. on Flexible Automation, pp. 271-275, 1992.
7. D. E. Whitney, "Force feedback control of manipulator fine motions", J. Dynamic Systems, Measurement and Control, pp. 91-97, 1977.
8. J. K. Salisbury, "Active stiffness control of a manipulator in Cartesian coordinates", 19th IEEE Conf. on Decision and Control, pp. 83-88, 1980.
9. M. H. Raibert and J. J. Craig, "Hybrid position/force control of manipulators", Trans. ASME J. Dynamic Systems, Measurement and Control, vol. 102, pp.126-133, 1981.
10. N. Hogan, "Impedance control: An approach to manipulation: Part I-Theory," Trans. ASME J. Dynamic Systems, Measurement and Control, vol. 107, no. 1, pp. 1-7, 1985.
11. B. J. Weibel and H. Kazerooni, "Theory and experiments on the stability of robot compliance control," IEEE Trans. Robotics and Automation, vol. 7, no. 1, pp. 95-104, 1991.
12. C. C. Lee, "Fuzzy logic in control systems: Fuzzy logic controller, Part I," IEEE Trans. Systems, Man and Cybernetics, vol. 20, no. 2, 1990.
13. C. C. Lee, "A self-learning rule-based controller with approximate reasoning and neural nets," IFAC '90 World Congress, vol. 7, pp. 59-64, 1990.
14. W. S. Kim and A. K. Bejczy, "A stability analysis of shared compliance control," Proc. 1990 Japan-U.S.A. Sym. on Flexible Automation, pp. 567-572, 1990.
15. D. H. Cha and H. S. Cho, "Development of a teleoperation system using a universal master arm," Proc. '92 Korean Automatic Control Conference, vol. 1, pp. 343-347, 1992.
16. K. C. Koh, T. G. Lim, H. R. Beom and H. S. Cho, "Development of a PC-based scara robot control system", Proc. '90 Korean Automatic Control Conference, vol. 1, pp. 493-496, 1990