

신경 회로망을 이용한 원격조작 로봇의 컴플라이언스 제어

차 동 혁 박 영 수 조 형 석

한국과학기술원 생산공학과

A Compliance Control of Telerobot using Neural Network

Dong-Hyuk Cha Young-Soo Park Hyung-Suck Cho

Dept. of Production Eng. KAIST

ABSTRACT

In this paper, neural network-based compliance control of telerobot is presented. This is a method to learn the compliance of human behavior and control telerobot using learned compliance. The consistency of human behavior is checked using Lipschitz's condition. The neural compliance model is composed of a multi-layered neural network which mimics the compliant motion of the human operator. The effectiveness of proposed scheme is verified by a simulation study.

1. 서론

원격조작기술은 인간이 작업할 수 없는 위험한 환경에서 여러가지 작업을 행하기 위한 목적으로 발달되어왔다. 원격작업 장치는 작업성을 좋게하기 위해 일반적으로 로봇트 매니플레이터의 형태를 가지게 되었으며, 이런 형태의 원격조작 로봇트 시스템은 마스터-슬레이브 매니플레이터(Master-slave manipulator)로 구성된다. 이 시스템에서는 작업자가 마스터 암(master arm)을 잡고 동작을 하게되면 슬레이브암(slave arm)이 이 동작을 모방하여 움직이게되며 이에 의해 실제 작업이 이루어 지게된다.

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(interacted force)이 작업자에게 전달이 되지 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 정보를 이용하여 슬레이브 암에 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 수

가 있다[2].

따라서, 접촉력을 작업자에게 전달하는 대신, 슬레이브암에 이에 대응하는 컴플라이언스 운동 기능을 부여하여 위의 단점들을 보완하기 위한 방법들이 제안되었다. B. Hannaford[3] 와 A. K. Bejczy[4]는 시간 지연이 존재하는 원격조작 시스템에서 작업자가 지령한 기준 운동이 접촉력에 대응하여 변경되는 분할된 컴플라이언스 제어(shared compliance control) 방식을 제안 하였으며, Kosuge등[5]은 접촉력을 이용하여 작업 수행에 필요한 미세운동(fine motion)을 생성하여 이것을 기준 운동에 중첩시켜 작업을 하는 작업 지향형 제어(task oriented control) 방식을 제안하였다. 차동혁[8]등은 작업자의 작업 데이터를 이용하여 신경 회로망을 학습시켜 이를 이용하여 슬레이브암에 컴플라이언스 운동을 부여하는 신경망 이용 컴플라이언스 제어(neural network-based compliance control) 방식을 제안하였다.

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[6]. 그리하여 사람의 기술을 표현해줄 수 있는 적합한 모델을 찾아낼 수 있다면 이를 슬레이브암의 제어에 효과적으로 적용할 수 있을 것이다.

생물의 신경회로망은 감각기관으로부터의 받아들인 여러 가지 정보들을 동시에 처리할 수 있는 병렬 처리 기능과 학습 기능을 가지고 있다. 인공적인 신경회로망은 생물의 신경회로망과 유사한 기능을 가지도록 수학적인 방법을 이용하여 이를 모방한 것으로, 역시 병렬 처리 기능과 학습 능력을 가지고 있다[7].

본 연구에서는 신경회로망을 이용한 원격조작 시스템의 컴플라이언스 제어 방법에 대해 고찰해 보기로 한다. 작업자에게 전달되는 힘과 이에 대응되는 수정운동(corrective motion)으로부터 사람의 행동을 나타내 주는 학습 데이터를 획득한다. 이 데이터가 사람의 컴플라이언스 운동을 일관성(consistency)있게 표현해 주는지의 여부를 Lipschitz 조건을 이용하여 살펴본다. 신경회로망으로 구성되는 신경망 컴플라이언스 모델을 이용하여 사람의 컴플라이언스를 학습하여, 작업 수행시 이 모델이 사람의 컴플라이언스 운동을 대항하도록 한다.

2. 신경망 컴플라이언스 제어의 개요

일반적인 양방향 원격조작 시스템에서 작업자는 마스터암

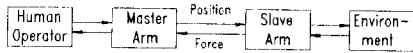


Fig.1 The Structure of master-slave manipulator system with bilateral force feedback

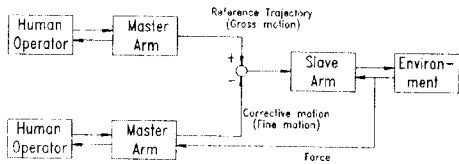


Fig.2 Reference trajectory and corrective motion

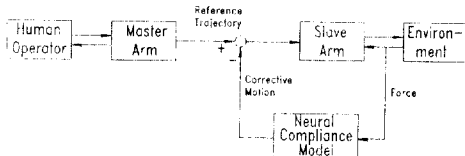


Fig.3 The structure of neural network based impedance control

을 통하여 슬레이브암의 기준 운동을 지령해주고, 슬레이브암의 접촉력은 작업자에게 전달된다. 그러면 작업자는 이에 대응하여 기준 운동을 수정하게된다(그림 1). 이러한 양방향 시스템에서 작업을 수행하기 위해 작업자는 그림2와 같이 총체운동(gross motion)과 미세운동(fine motion)을 동시에 지정해 주어야 한다[5].

본 연구에서는 원격조작 시스템 제어의 새로운 기법으로 신경 회로망 컴플라이언스 제어가 제안되었다. 이 방법의 전체적인 구조가 그림3에 나타나있다. 접촉력은 작업자에게 전달되지 않으며 보정 운동은 신경망 컴플라이언스 모델을 통해 자동적으로 생성되어 이것이 작업자로부터 마스터암을 통해 전달되는 기준 입력에 중첩된다. 신경망 컴플라이언스 모델 내에서는 신경회로망이 작업자의 컴플라이언스 운동을 모사해 준다. 그러므로 접촉력이 신경망 컴플라이언스 모델에 입력되면 이 모델은 스스로 보정 운동을 생성해 준다. 부가적인 센서 정보를 사용한다면 신경망 컴플라이언스 모델은 또 다른 종류의 보정운동을 생성해 줄수 있을것이다.

3. 사람의 작업 기술의 학습 문제

앞 절에서 언급한 신경망 컴플라이언스 모델을 학습시키기 위해서는 인간의 작업에서 필요한 데이터를 획득하여 이를 이용하여 인간의 작업기술을 배워야한다. 여기서 작업 기술이란 작업 공정의 상태에 따라 이에 적합한 최적의 작업행동을 수행할 수 있는 능력을 말한다.

사람이 원격조작 작업을 하는것은 그림2와 같이 모델링할 수 있다. 여기서는 미세운동을 지정해 주는 사람의 행동을 모니터링하여 이로부터 작업공정의 상태 또는 특성과 작업행동간의 상관관계를 분석하여 이 관계를 나타내줄 수 있도록 신경망 컴플라이언스 모델을 학습시킨 다음, 이를 이용하여 슬레이브암의 컴플라이언스 운동을 구현하는것이 그 목적이

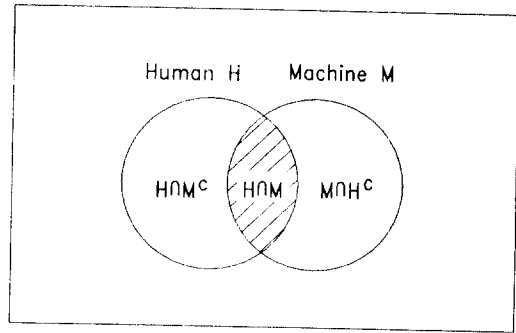


Fig.4 Detectability of process state and characteristics

사람의 작업기술을 배우기 위해서는 먼저 작업 수행시의 공정의 상태와 사람의 행동을 센서를 통해 측정해야한다. 그런데 사람이 감각기관을 통해 받아들일 수 있는 공정의 상태와 인공적인 센서를 통해 측정할 수 있는 공정의 상태는 서로 일치하지 않을 수가 있다(그림 4). 공정의 상태및 특성을 나타내줄 수 있는 가능한 모든 정보를 전체집합으로 두고, 사람이 감각기관을 통해 느낄수 있는 것을 H, 인공적인 센서를 통해 얻을 수 있는 것을 M 이라고 하자. 사람의 의사 결정이 $H \cap M$ 의 부분에 주로 의존할 경우 기계는 사람의 작업기술을 배울 수 있으나 그렇지 않은 경우, 즉 $H \cap M^c$ 의 부분에 주로 의존하는 경우는 작업기술을 배우는 것은 불가능하다[17].

사람의 작업 과정을 센서를 통해 측정했을때 공정의 상태를 나타내주는 데이터를 b (process variable), 사람의 행동을 나타내주는 데이터를 a (action variable) 라고 하면, 사람의 작업기술을 배운다는 것은 결국 b에서 a로의 사상(mapping)을 배우는 것과 같다. 그런데 어떤 중요한 정보가 공간 B 에 누락되었을 경우(즉, 센서로는 감지할 수 없는 어떤 정보를 사람이 작업 수행에 이용했을 경우)는 b에서 a로의 사상이 일관성(consistency)이 없을 수가 있다.

그런데 사람은 감각 기관을 통해 공정의 상태, b, 를 받아들여 이것이 뇌에 전달되고 이에 대응하는 행동 지령을 결정하기까지는 어느 정도의 시간(보통 수백 msec 이하)을 소비하기 때문에 시간 지연이 존재한다고 볼 수 있다[15]. 그리고 뇌에서 주어진 행동 지령에 따라 팔의 근육과 마스터암을 움직여 행동을 하게 되는데 이 과정은 동역학(dynamics)이 있는 시스템이 된다. 따라서 사람이 공정의 상태를 인식하여 그에 대응되는 행동을 하는 과정은 시간 지연이 포함된 동역학적 시스템으로 볼 수 있다.

사람의 행동을 위와 같이 보는 경우는 사람의 행동 지령 결정이 $H \cap M$ 부분에 의존한다고 해도 b에서 a로의 사상이 일관성이 없게된다. 왜냐하면 b와 a의 관계가 동역학적인 관계를 가지므로 어떤 시간 t에서 a를 결정하기 위해서는 b뿐만 아니라 t시간 이전의 a의 값들도 필요하기 때문이다. 따라서 사람의 다이내믹스의 차수를 n, 시간 지연치를 τ 라고 두고 다음과 같이 확장된 공정 변수 (extended process variable) \tilde{b} 를 정의하자.

$$\tilde{b}_i = (b_{i-d}, a_{i-1}, \dots, a_{i-n+1})$$

여기서 i는 i제 샘플링 시간을 표시하며, d는 사람의 시간 지연치, τ ,에 해당하는 샘플링 시간의 수, n은 사람과 매

스터암의 동역학의 차수를 나타낸다. 이제 사람의 행동이 $H \cap M$ 의 부분에 의존한다면 \tilde{b} 에서 a 로의 사상은 일관성이 유지된다.

이 사상이 일관성이 있으려면 공간 \tilde{B} 의 점 \tilde{b}_i 와 \tilde{b}_j 간의 거리를 $d(\tilde{b}_i, \tilde{b}_j)$, 공간 A 의 점 a_i 와 a_j 간의 거리를 $d(a_i, a_j)$ 라고 할때 다음의 조건이 만족해야 한다(Lipschitz's condition, 그림5).

$$d(\tilde{b}_i, \tilde{b}_j) / d(a_i, a_j) \leq L$$

여기서 L 은 제한된 값(bounded value) 이다.

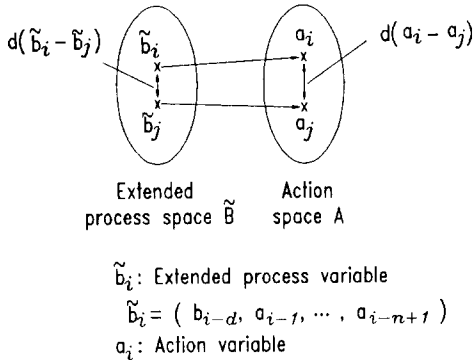


Fig.5 Consistency of mapping from extended process state to action state

4. 신경망 컴플라이언스 모델의 적용

제안된 방법을 적용하기 위해서 신경망 컴플라이언스 모델은 사람의 작업기술 즉, 접촉력과 이에 대응되는 보정운동 간의 관계를 반드시 배워야한다. 그리고 이러한 관계는 단순한 데이터의 집합이 아니라 접촉력과 보정운동간의 사상을 표현해 줄 수 있는 형태이어야 한다[11].

사람의 작업 중에 얻어진 데이터를 이용하여 그 작업을 하는데 최적인 컴플라이언스를 구하는 여러가지 방법들이 제안되었다. Hirizinger[9]은 힘감지구(force sensor ball)을 이용하여 표면을 따라가는 방법을 제안하였다. Asada는 인간이 특정 작업을 하면서 얻어진 작업 기술을 배우는 방법을 제안하였으며[10][13], 사람의 데이터로 학습한 신경 회로망을 이용한 로봇의 컴플라이언스 제어를 제안하였다[11].

4.1 학습데이터의 획득

학습을 시키기 전에 사람의 작업 기술에 대한 데이터가 획득되어야 한다. 이것은 여러가지 방법을 통하여 얻어질 수 있다[11].

- 1) 티칭(teaching) 조이스틱을 이용한 작업수행[12]
- 2) 인간의 행동 측정[10][13]
- 3) 양방향 마스터-슬레이브 매니플레이터를 이용한 작업 수행 : 마스터암에 전달되는 접촉력과 이에 대응되는 보정운동의 데이터를 컴플라이언스 학습에 이용
- 4) 작업 모델을 이용한 시뮬레이션과 오프라인(off-line)

프로그래밍

위의 방법들 중 세번째 방법은 원격조작 시스템에 직접 적용할 수 있으므로 본 연구에서는 이 방법을 이용하여 학습 데이터를 얻기로 한다.

4.2 학습 데이터의 일관성 검사

앞절에서 얻어진 데이터의 일관성을 검사해 보기위해 Lipschitz 조건을 적용한다. 먼저 Lipschitz 조건의 상한값 L 을 정하고 이를 초과하는 데이터의 쌍의 수를 구한다. 이 조건을 만족하지 않는 데이터의 쌍이 많다면 사람의 행동이 $H \cap M$ 에 의존하므로 또 다른 센서로부터의 정보가 필요하거나, 사람의 모델이 잘못 선정되었다는 것을 나타내준다. 이 경우는 다른 센서를 이용하여 더 많은 정보를 받아들이거나 사람의 시간지연치, τ ,나 동역학의 차수, n ,을 다시 선정하여준다. Lipschitz 조건을 만족하지 않는 데이터의 쌍이 적을 경우는 주어진 데이터로 사람이 작업기술을 배우는 것이 가능하다고 볼 수 있다. 이 경우 불만족하는 데이터의 쌍은 그중의 하나 혹은 두 데이터 모두가 측정시의 노이즈등의 영향을 받아 실제값과는 다르게 측정된 값이라고 볼 수 있다. 따라서 불만족 데이터의 쌍이 없어질 때까지 불만족 횟수가 많은 데이터부터 차례로 학습 데이터에서 제외시킨다.

4.3 신경망 컴플라이언스 모델의 학습

본 연구에서는 신경망 컴플라이언스 모델을 다층구조의 신경 회로망을 사용하여 구현하였다. 이를 학습시키기 위하여 Rumelhart[14]가 제안한 오차 역전파 (error back propagation)알고리즘을 사용하였다.

4.4 신경망 컴플라이언스 모델의 적용

제안된 방법의 적용형태가 그림 6에 나타나 있다. 적용 과정은 크게 두 단계로 나뉘어 질 수 있다.

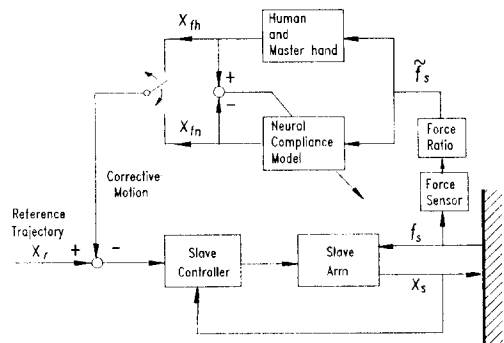


Fig.6 The implementation scheme of neural compliance model

1) 1단계(학습 단계)

이 과정에서는 학습데이터를 얻으며 이것에 의해 신경망 컴플라이언스 모델을 학습 시킨다.

i) 사람이 작업을 수행한다. (Peg-in-Hole 또는 Wall Contact 작업등) 기준 입력, X_r , 이 한 방향 마스터암에 의해 생성되고 보정운동, X_{fb} , 이 여기에 중첩된다. 작업 수행중 필요한 데이터를 측정한다.

- ii) 학습데이터의 수가 충분할 때까지 작업을 계속한다.
- iii) 획득된 학습 데이터를 Lipschitz 조건을 이용하여 일관성을 검사한다. 일관성이 만족되면 다음단계로 가고 그렇지 않으면 i)로 간다.
- iv) 획득된 학습데이터를 이용하여 신경망 컴플라이언스 모델을 학습시킨다.

2) 2단계(매니플레이션 단계)

- i) 자유운동(Free Motion)중에는 슬레이브암은 기준입력을 따라 움직인다.
- ii) 슬레이브 핸드 또는 작업물이 작업환경과 접촉하게 되면 접촉력, f_s , 가 감지된다.
- iii) 신경망 컴플라이언스 모델이 보정운동, X_{fn} , 을 발생시키며 이것이 기준입력에 중첩되어 새로운 기준입력으론 된다.

5. 시뮬레이션 및 결과

5.1 시뮬레이션 모델

그림 7에 보여진 가상적인 작업자 모델을 사용하여 제안된 알고리즘의 효용성에 대한 예비연구를 수행하였다. 점선으로 표시된 부분은 작업자를 나타낸다. 접촉력, f_s , 이 발생하면 이것에 힘 전달비 k 가 곱해져서 전달힘, \tilde{f}_s , 로 되고, 이것이 마스터암을 통하여 작업자에게 전달된다. 이에 대응하여 보정운동의 지령, X_{fr} , 이 뇌에서 생성된다. 이 과정에서 약간의 시간이 소비되는데 이 시간을 인간의 시간지연치, τ , 로 볼 수 있다. 이 지연에 따라 사람의 팔은 마스터암을 움직여 보정운동, X_{fb} , 을 발생시킨다. 사람의 팔과 마스터암이 결합된 동역학을 일차 선형 시스템으로 표현한다[16].

5.2 신경망 컴플라이언스 모델의 구조

주어진 문제는 신경 회로망이 뇌의 의사 결정 과정과 팔 및 마스터암의 다이내믹스를 효과적으로 표현할 수 있도록 신

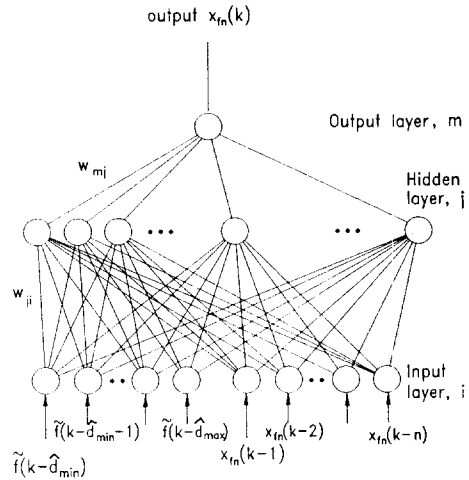


Fig.8 Structure of the Neural Compliance Model

경 회로망의 구조를 결정하는 것이다. 뇌에서 시간지연치, τ , 가 존재하므로 현재의 힘, $\tilde{f}(k)$, 대신 시간 지연된 힘, $\tilde{f}(k-d)$, 가 신경 회로망의 입력이 된다. 여기서, k 는 k 째 샘플링 시간을 나타내며, d 는 시간지연치, τ , 에 상당하는 샘플링 시간의 수이다. 그런데, 사람의 시간지연치의 정확한 값을 알 수 없다. 하지만 이것의 추정값, $\hat{\tau}$, 는 학습 데이터로부터 유추할 수 있다.

자유운동 중에는 접촉력이 발생하지 않으므로 보정운동도 생성되지 않는다. 자유운동을 계속하다 접촉이 발생하는 최초의 순간에 접촉력은 측정된다. 그러나 사람의 시간지연 때문에 이 순간에 보정운동은 나타나지 않는다. 잠시후 최초의 보정 운동이 나타나며 측정된다. 이 시간의 차이가 사람의 시간지연치를 나타내준다. 따라서 학습데이터로부터 추정 시간지연치, $\hat{\tau}$, 를 구할 수 있다. 한편, 작업을 반복하거나 여러가지 작업으로 부터 학습데이터를 얻었다면 추정 시간지연치도 동일하지 않을 것이고 여러 값을 나타낼 것이다. 이경우는 여러개의 힘 $\tilde{f}(k-\hat{d}_{min})$, $\tilde{f}(k-\hat{d}_{min}-1)$, ..., $\tilde{f}(k-\hat{d}_{max})$ 를 입력으로 사용한다. 여기서 \hat{d}_{min} 및 \hat{d}_{max} 는 각각 최소 및 최대 추정시간지연치 $\hat{\tau}_{min}$ 과 $\hat{\tau}_{max}$ 에 상당하는 샘플링 시간의 수이다.

팔과 마스터암의 동역학을 포함하기 위해 이전의 출력

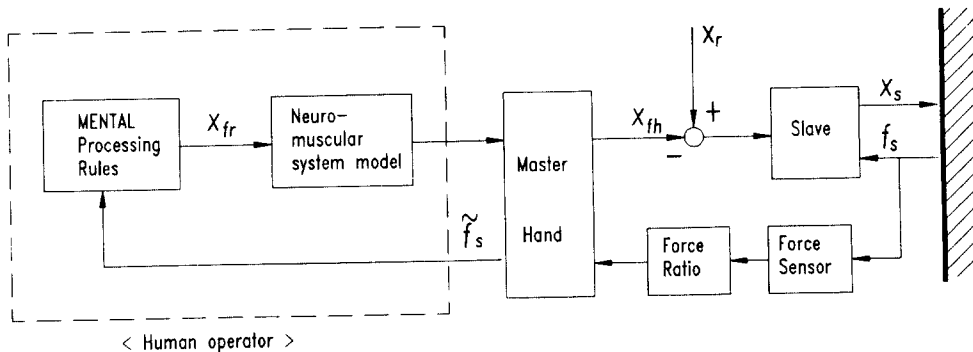
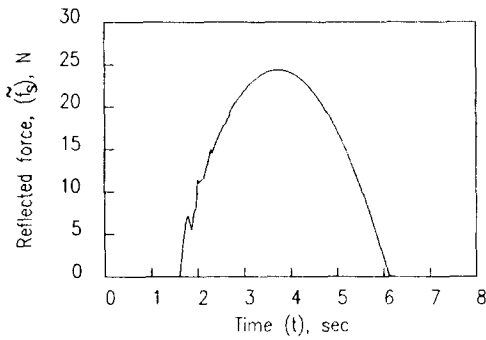
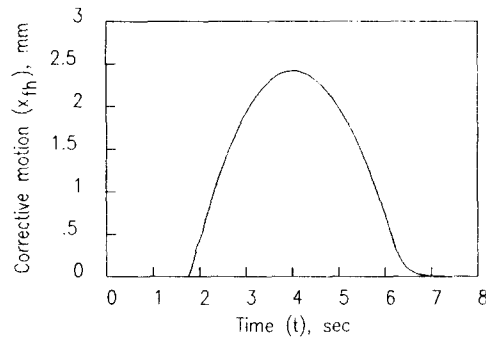


Fig.7 Hypothesized model of human behavior

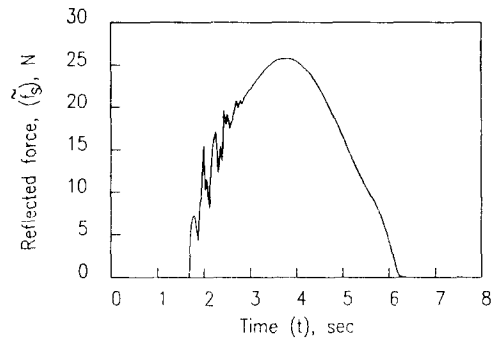


a) Reflected force

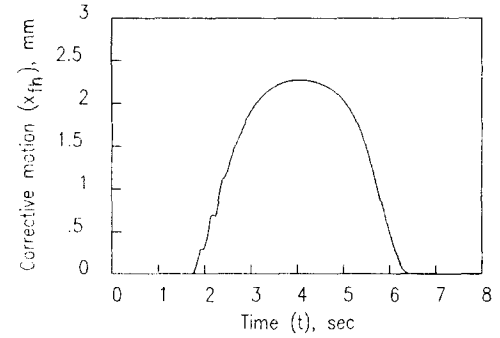


b) Corrective motion

Fig.9 The results by human operator



a) Reflected force



b) Corrective motion

Fig.10 The result by neural compliance model

$X_{fn}(k-1)$, $X_{fn}(k-2)$, ..., $X_{fn}(k-n)$ 를 신경 회로망의 부가적인 입력으로 사용한다. 하나의 중간층을 가지는 신경망 컴플라이언스 모델이 그림8에 나타나 있다.

5.3 시뮬레이션 결과 및 검토

두 개의 링크를 가진 매니플레이터를 슬레이브암으로 사용하여 벽면을 따라가는 작업(wall contacting problem)을 하였다. 기준 입력은 반경 0.055m 의 원으로 주어졌으며, 벽면은 평면으로 기준 입력원의 중심점에서 0.05m 떨어진 곳에 위치하였다. 벽은 스프링으로 모델링 하였고 마찰이 없다고 가정하였으며, 슬레이브암은 강체로 모델링하였다. 사람의 시간 지연치, τ , 는 0.1초로 하였으며 샘플링 시간은 10msec로 하였다.

신경망 컴플라이언스 모델은 하나의 중간층을 가진 다층 신경 회로망으로 구성하였다. 입력 노드는 두 개로, 하나는 10 스텝 지연된 힘, $f(k-10)$,이며 나머지는 이전의 출력, $X_{fn}(k-1)$,이다.

먼저 사람이 벽면을 따라가는 작업을 하였다. 벽면의 위치는 위와 동일 하고 반경이 0.055m인 기준 입력에 대해 작업 하였을때 접촉력과 대응되는 보정 운동량이 그림9에 나타나 있다. 이 그림을 주의깊게 살펴보면 최초의 보정 운동은 접촉력이 발생한 시간보다 조금 후에 발생하였음을 알 수 있다. 이 시간 차이가 시간 지연치의 값을 나타내준다.

신경망 컴플라이언스 모델을 위한 학습 데이터를 얻기 위

해 벽면의 위치는 위와 동일 하고 반경이 0.055m, 0.06m 및 0.065m 인 세가지 기준입력에 대해 작업을 하여 데이터를 얻었다. 학습 데이터로 선택한 데이터의 갯수는 총 620개 였다.

이 데이터의 일관성을 살펴보기 위해 Lipschitz 조건을 적용해 보았다. 각 작업에서 얻어진 데이터별로 거리의 비를 구해보았다. 조건의 상한치 L을 1.5로 주었으며 그 결과 모든 데이터들이 이 조건을 만족하였다. 이것은 얻어진 학습 데이터들이 일관성이 있으며, 이를 이용하여 사람의 작업기술을 학습하는 것이 가능하다는 것을 보여준다.

이 데이터를 이용하여 신경망 컴플라이언스 모델을 학습 시켰다. 그림10은 학습된 신경망 컴플라이언스 모델을 사용하여 그림9와 동일한 기준 입력에 대해 작업한 결과를 보여준다. 이것을 살펴보면 신경망 컴플라이언스 모델이 사람의 행동을 비슷하게 모방하고 있음을 알 수 있다. 접촉력의 패턴을 살펴보면 그림 10이 그림 9보다 접촉력의 발생 초기에 변화량이 크며 이에 따라 보정운동량의 변화도 큼을 알 수 있다. 이것은 학습시 신경망 컴플라이언스 모델이 사람의 기술을 완전히 배우지 못한다에 기인한 것으로 판단된다.

6. 결론

본 연구에서는 신경회로망을 이용한 컴플라이언스 제어 방식을 제안하였으며 시뮬레이션을 통하여 이의 타당성을 살펴 보았다. 사람의 작업 과정에서 데이터를 얻었으며 이의 일

관성을 검사하기 위해 Lipschitz 조건을 적용하였다. 사람의 작업기술을 모사하기 위해 신경회로망으로 구성된 컴플라이언스 모델을 적용하였다.

Lipschitz 조건을 만족하는 데이터는 사람의 작업기술을 일관성있게 표현해줄 수 있으며, 이것을 학습 데이터로 이용하면 신경망 컴플라이언스 모델은 사람의 작업기술을 모사할 수 있음을 시뮬레이션 결과로 부터 알 수 있었다.

앞으로의 연구 과제는 사람의 작업과정 중에서 적합한 학습 데이터를 어떻게 획득할 것인가 하는 것과, 사람의 작업기술 표현에 더욱 적합한 신경망 컴플라이언스 모델을 구성하는 것, 그리고 접촉력 이외의 부가적인 센서 정보들을 이용하여 더욱 다양한 기능을 이 모델에 부여하는 것 등이라고 할 수 있다.

REFERENCES

- [1] J. Vertut and P. Coiffet, "Robot Technology, Vol.3A, Teleoperation and Robotics," *Prentice Hall Inc.*, 1986.
- [2] T. B. Sheridan, "Telerobotics," *Automatica*, Vol.25, No.4, pp487-507, 1989.
- [3] B. Hannaford and W. S. Kim, "Force reflection, Shared Control and Time Delay in Telemanipulation," *Proc. IEEE SMC Conference*, pp.133-137, Nov. 1989.
- [4] 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*, pp407-412, 1990.
- [5] K. Kosuge, A. Sato and K. Furuta, "Task-Oriented Control of Master-Slave Manipulators," *Proc. 1990 Japan-U.S.A Symposium on Flexible Automation*, pp387-393, 1990.
- [6] G. J. Raju, G. C. Verghese and T. B. Sheridan, "Design Issues in 2-port Network Models of Bilateral Remote Manipulation," *Proc. IEEE Int. Conf. Robotics and Automation*, pp1316-1321, 1989.
- [7] T. Fukuda, T. Shibata, M. Tokita and T. Mitsuoka, "Neural Network Application for Robotic Motion Control : adaptation and Learning," *Proc. Int. Joint Conf. Neural Network*, Vol.3 pp447-451, 1990.
- [8] D. H. Cha, Y. S. Park and H. S. Cho, "Neural Network-Based Compliance Control for Master-Slave Manipulators," *Proc. Int. Sym. Advanced Robot Technology*, pp523-530, 1991.
- [9] G. Hirzinger and K. Landzettel, "Sensory Feedback Structures for Robots with Supervised Learning," *Proc. IEEE Int. Conf. Robotics and Automation*, pp627-635, 1985.
- [10] H. Asada and H. Izumi, "Automatic Program Generation from Teaching Data for the Hybrid Control of Robots," *IEEE Trans. Robotics and Automation*, Vol.5, No.2, pp163-173, April, 1989.
- [11] H. Asada, "Teaching and Learning for Robot Compliance Control," *Proc. 1990 Japan-U.S.A Symposium on Flexible Automation*, pp643-648, 1990.
- [12] G. Hirzinger and J. Heindel, "Sensor Programming -- A New Way for Teaching Robot Parts and Forces/Torques Simultaneously," *Proc. 3rd Int. Conf. on Robot Vision and Sensory Controls*, pp549-558, 1983.
- [13] H. Asada and Y. Asari, "The Direct Teaching of

Tool Manipulation Skills via the Impedance Identification of Human Motions," *Proc. IEEE Int. Conf. Robotics and Automation*, pp1269-1274, 1988.

- [14] D. E. Rumelhart, G. E. Hinton and R. J. Williams, "Learning Internal Representations by Error Propagation," in *Parallel Distributed Processing*, Vol.1, Ch.8, pp318-362, MIT Press, 1986.
- [15] H. P. Van Cott and R. G. Kinkade, "Human Engineering Guide to Equipment Design, revised ed." *Joint Army-Navy-Air Force Steering Committee, U.S Government Printing Office*, 1972.
- [16] S. Lee, G. Bekey and A. K. Bejczy, "Computer Control of Space-borne teleoperators with sensory feedback," *Proc. IEEE Int. Conf. Robotics and Automation*, pp205-214, 1985.
- [17] H. Asada and S. Liu, "Transfer of Human Skills to Neural Net Robot Controllers," *Proc. IEEE Int. Conf. Robotics and Automation*, pp2442-2448, 1991.