

신경 회로망을 이용한 가상물체의 질감학습

Realization of Tactile Sense of Virtual Objects Using Neural-Networks

김 수 호*, 장 태 정**

* 강원대학교 제어계측공학과(전화:(033)257-3657, 팩스:(033)243-4150, E-mail : kimsooho75@hotmail.com)

** 강원대학교 전기전자정보통신공학부(전화:(033)250-6348, 팩스:(033)243-4150, E-mail : jangtj@kangwon.ac.kr)

Abstract : In this paper, we have proposed a realization method of tactile sense of virtual objects using multi-layer Neural Networks(NN). Inputs of the NN are position data of non-rigid objects and outputs of the NN are forces at that time and point. First, the position and force data are measured from non-rigid objects (a sponge and a balloon) using two PHANTOMs, one as a master and the other as a slave manipulator, then the data are used to train a multi-layer Neural Networks whose inputs and outputs are designed to represent tactile information. The trained Neural Networks is used to regenerate the tactile sense on the virtual objects graphically made by a computer, and one can feel a quite similar sense of touch by using the system while touching the virtual objects.

Keywords : haptic interface, tactile sense, Neural Networks, virtual reality

I. 서 론

가상현실이란 컴퓨터를 이용하여 만들어진 가상 환경 안에 인간의 오감을 통한 상호작용을 실현하여 현실세계에서는 공간적, 물리적 제약 때문에 직접 경험하지 못하는 상황을 간접 체험할 수 있게 해주는 기술을 말한다. 가상세계를 현실감 있게 표현하기 위해서는 인간의 오감을 이용한 사용자 인터페이스 기술이 필수적이다. 현재 시각 및 청각 인터페이스 기술은 상당한 발전을 이루었으며, 최근에는 촉각과 관련된 햅틱(haptic) 인터페이스 분야의 연구가 활발히 진행되고 있다.

본 논문에서는 물체의 위치와 힘을 입력 및 출력변수로 삼아 학습한 다층 신경회로망을 이용하여 가상 물체 표면의 질감을 표현하고자 한다. 힘을 가하면 변형되는 실제 물체의 위치와 힘을 측정한 후, 다층 신경회로망을 사용하여 실제 물체에서 얻은 질감 데이터를 학습한다. 이렇게 학습된 다층 신경회로망을 3차원 가상물체에 적용하여 사실적인 질감을 표현하게 된다.

II. 신경 회로망을 이용한 가상물체의 질감학습

1. 실제 물체의 질감 데이터 획득

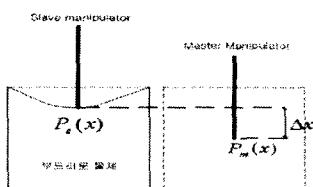


그림 1. 두 Manipulator의 펜 끝점 위치 차이.

Fig. 1. Pen end point position difference of two manipulators.

* 이 논문은 2003년도 두뇌한국21사업에 의하여 지원되었음.

실제 물체의 질감 데이터를 얻기 위하여 PHANTOM 두 대로 원격조작시스템을 구성하여 사용자가 Master Manipulator를 공간 좌표에서 이동시키는 만큼 Slave Manipulator가 따라 움직이게 하였다. Slave Manipulator가 물체에 접했을 경우 물체의 저항에 의하여 그림 1에서처럼 Slave Manipulator는 Master Manipulator와

$$\Delta x = P_m(x) - P_s(x) \quad (1)$$

만큼의 거리의 차이를 갖게 되며, 실시간으로 추종하지 못하는 이러한 위치 차이의 크기에 따라

$$F(x) = k \cdot \Delta x \quad k : \text{constant} \quad (2)$$

만큼의 힘이 Slave Manipulator에 전달되게 하였다. 이러한 방법을 사용하면 이격되는 거리와 k 값을 이용하여 물체의 질감에 해당하는 힘을 계산할 수 있다.

2. 학습을 위한 신경회로망 입출력 데이터 설계

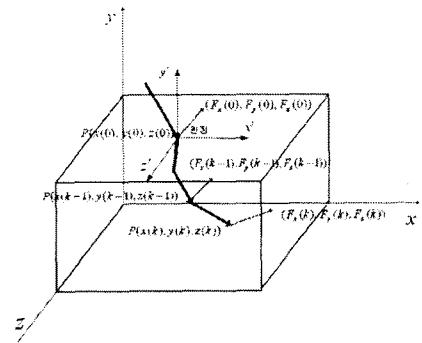


그림 2. 물체를 누르는 펜의 위치와 그 점에서의 힘 예.

Fig. 2. Example of pen positions pressing objects and force vectors at those points.

그림 2는 물체의 질감 획득 장치로부터 얻은 신경회로망 학습을 위해 사용될 데이터의 입출력 관계를 나타낸 것이다. Slave Manipulator의 팬 끝점이 물체에 처음 접촉하기 시작하는 시간을 $k = 0$, 그 때의 위치를 새로운 $x'y'z'$ 좌표계의 원점 $P(x(0), y(0), z(0)) = (0, 0, 0)$ 로 설정하고, 입력은 현재(k 번째) Manipulator의 위치 값으로, 그리고 출력은 그 때의 힘으로 설정한다. 그런 데 Manipulator의 진행 방향과 속도에 대한 정보를 입력에 포함시키기 위하여 $k - 1$ 번째의 위치 좌표를 추가로 신경회로망의 입력으로 설정하였다. 즉, Manipulator의 $k - 1$ 번째 위치 $P(x(k-1), y(k-1), z(k-1))$ 와 k 번째 위치 $P(x(k), y(k), z(k))$ 를 입력으로, 그리고 그 때 발생하는 힘 $(F_x(k), F_y(k), F_z(k))$ 를 출력으로 보고 이 데이터를 이용하여 신경회로망을 학습하는 것이다.

$y(k)$ 를 제외하고 $x(k)$ 와 $z(k)$ 만을 극좌표 변환하면

$$r(k) = \sqrt{x^2(k) + z^2(k)} \quad (3)$$

와 $\theta(k)$ 를 구할 수 있다. 이 때의 힘도

$$F_r(k) = F_{xz}(k) = \sqrt{F_x^2(k) + F_z^2(k)} \quad (4)$$

로 계산할 수 있는데, 그림 2에서 물체가 균일한 물질로 이루어져 있고 매 k 마다 $\theta(k)$ 가 바뀐다고 하더라도 물체의 변형이 충분히 빨리 일어난다면 $y(k)$ 점을 지나고 $x'z'$ 면과 평행한 평면위에서 y' 축과 동일한 거리 $r(k)$ 만큼 떨어진 점에서는 $\theta(k)$ 와 관계없이 $r(k)$ 와 동일한 방향으로 동일한 크기의 힘 성분 $F_r(k) = F_{xz}(k)$ 를 갖는다고 가정할 수 있다. 따라서 식(3)과 식(4)에 의하여 입력, 출력 데이터의 수를 줄일 수 있다. 그럼 2에 주어진 예에서 $\theta(k)$ 를 무시하고 간략화한 팬의 위치 및 힘의 크기와 방향 예를 그림 3에 나타내었다.

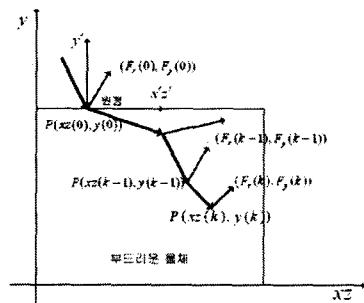


그림 3. 간략화한 팬의 위치와 그 점에서의 힘 예.

Fig. 3. Example of simplified pen positions and force vectors.

4. 3차원 가상 물체에의 적용

3차원 가상 물체에 학습된 신경 회로망을 적용하기 위하여 기본적인 3차원 가상 물체를 만들었다. 스펀지의 경우엔 육면체를, 풍선의 경우엔 구의 3차원 가상 물체를 제작하여 신경 회로망을 적용하였다.

3차원 가상 물체에 PHANToM의 포인터가 접할 경우 PHANToM Instance는 1/1000초 주기로 제어되면서 가상물체와의 접점 및 PHANToM 포인터와 Mesh로 이루어진 가상물체의 평면과 수직인 방향벡터를 계산해 준다. 여기서 얻은 가상물체와의 접점을 질감 획득 장치에서 얻은 물체의 질감 데이터의 원점으로 하여 위치를 입력으로 하고 힘을 출력으로 하는 학습된 신경망 회로를 적용하여 질감표현을 하게 된다.

가상물체가 2차원 평면이 아닌 3차원이기 때문에 3차원 가상물체의 모든 표면에서 같은 질감을 구현할 수 있어야 한다. 이러한 3차원 가상물체 전 표면에 질감 구현을 위하여 가상물체의 평면과 수직인 방향벡터를 구하여 실제 물체의 질감 획득에 사용되었던 좌표계와 동일하게 위치 입력들을 회전 시켜줘야 한다. 그리고 출력은 다시 위치 벡터로 회전 시켜 가상물체의 실제 입력방향에서 힘을 느낄 수 있도록 해야 한다.

III. 실제 시스템을 이용한 실험

1. 부드러운 물체의 질감 측정

스펀지와 풍선을 가지고 부드러운 물체의 질감 측정 실험을 수행하였다. 스펀지와 풍선은 단일 물질로 구성되어 있고, 작은 힘에도 쉽게 모양이 변형된다. 물체의 질감 측정 시 사용된 위치 단위는 mm이며, 힘은 N(Newton)이다. 표본 주기는 0.01 초이다.

그림 4에 PHANToM 포인터가 최초로 물체와 만나는 점을 원점으로 할 때의 좌표계를 나타내었다. 그림 5는 Master PHANToM을 이용하여 Slave PHANToM을 이동시켜 얻은 힘 정보이다.

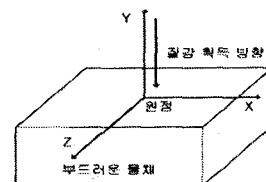


그림 4. 질감 데이터 획득 방향.

Fig. 4. Direction of tactile sense data acquisition.

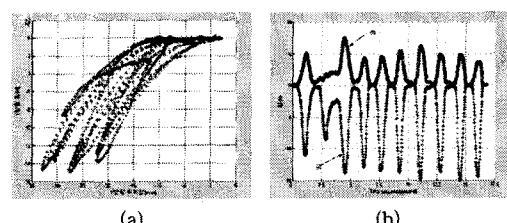


그림 5. 스펀지의 힘 측정. (a) 깊이에 따른 y' 축 방향 힘.

(b) 시간에 따른 y' 축 방향 힘.

Fig. 5. Force measurements on the sponge. (a) y' -axis force vs. depth. (b) y' -axis force vs. time.

그림 5의 (a)에서 보듯이 스펜지의 특성상 스펜지 표면에서는 누르는 힘은 적게 측정되고, 반면 Manipulator 가 깊이 들어갈수록 힘이 크게 측정되는 것을 볼 수 있다. 그림 5의 (b)는 연속적으로 힘을 측정한 결과이다. 그림 5의 (b)에서 (1)은 y' 방향의 힘이고 (2)는 r 방향의 힘이다.

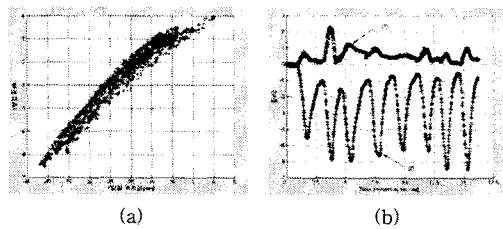


그림 6. 풍선의 힘 측정. (a) 깊이에 따른 y' 축 방향 힘. (b) 시간에 따른 y' 축 방향 힘.

Fig. 6. Force measurements on the balloon. (a) y' -axis force vs. depth. (b) y' -axis force vs. time.

그림 6의 (a)는 풍선을 눌렀을 경우 측정된 힘의 분포이다. 그림 6에서 풍선의 경우 스펜지보다 누르는 힘이 선형에 가깝다는 것을 알 수 있다.

2. BP알고리즘을 이용한 다층 신경 회로망 학습

입력층 뉴런의 개수는 4개, 은닉층 뉴런은 12개, 출력층 뉴런은 2개인 다층 신경망 회로를 사용하였으며, 다층 신경망의 은닉층 전달함수는 로지스틱 함수(logistic function)를 사용하였고, 출력층은 선형 전달함수를 사용하였다.

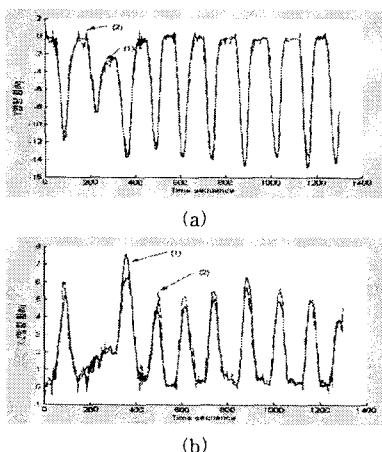


그림 7. 스펜지 데이터의 Simulation. (a) y' 방향의 힘. (b) r 방향의 힘.

Fig. 7. Sponge data simulation. (a) y' direction force (b) r direction force.

그림 7은 스펜지 학습 데이터 및 학습에 사용된 데이터를 가지고 각기 다른 방향으로 시뮬레이션 했을 때의 결과이다. 그림 7에서 (1)은 데이터이고, (2)는 학습결과이다.

스펀지 테이터의 신경망 회로 학습에서는 입력 데이터의 개수는 1300개를 사용하였다. 학습율은 0.001, 출력에서의 오차는 0.27이다. 스펜지 테이터의 신경망 회로 학습에서의 출력 오차가 0.3 이내에서는 가상물체의 질감 표현을 하는데 큰 차이를 보이지 않았다.

풍선 테이터의 신경 회로망 학습에서는 입력 데이터의 개수는 1300개를 사용하였다. 학습율은 0.001, 최종 결과 오차는 0.09이내이다. 그림 8은 풍선 테이터의 학습결과 및 학습에 사용된 테이터를 가지고 시뮬레이션 했을 때의 결과이다. 그림 8에서 (1)은 데이터이고, (2)는 학습결과이다.

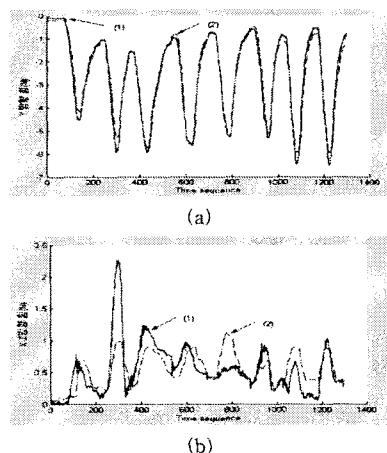


그림 8. 풍선 테이터의 Simulation. (a) y' 방향의 힘. (b) r 방향의 힘.

Fig. 8. Balloon data simulation. (a) y' direction force. (b) r direction force.

3. 가상물체에 다층 신경 회로망 학습 결과 적용

실험에 사용한 3차원 가상물체는 구와 육면체의 기본 도형을 만들어 적용하였으며, 적용방향은 그림 9와 같다.

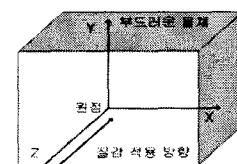


그림 9. 질감 적용 방향.

Fig. 9. Applying direction of tactile sense.

컴퓨터로 만든 가상물체와 PHANToM의 포인터가 닿는 점을 원점으로 하고 포인터의 현재(k) 위치와 바로 전($k-1$) 위치를 입력으로 하여 학습된 신경회로망으로부터 힘을 계산하였다. 가상 물체에서 PHANToM의 포인터가 물체와 닿는 지점을 원점으로 놓고 먼저 가상물체를 절감 적용 방향으로 회전 시킨 후 이동하는 PHANToM 포인터의 현재(k)와 하나 전 과거($k-1$)에서의 위치를 얻었다. 다음으로 미리 학습되어 있는 신경회로망에 인가하여 힘을 계산한 후 회전한 각만큼 다시 역회전 시켜 PHANToM으로 하여금 가상 물체의 절감을 표현하도록 힘을 부여하였다.

그림 10은 육면체의 가상 스펀지를 제작하여 학습된 신경망 회로를 적용하여 가상 스펀지를 누르는 힘을 측정한 결과이다. (1)은 y' 방향에서의 힘이고, (2)는 r 방향에서의 힘이다. 실제 물체에서 측정한 데이터 보다 위치 값에 비례한 힘의 크기가 조금 작아졌으나 스펀지의 특성을 나타내는 데이터의 형태는 변하지 않았다.

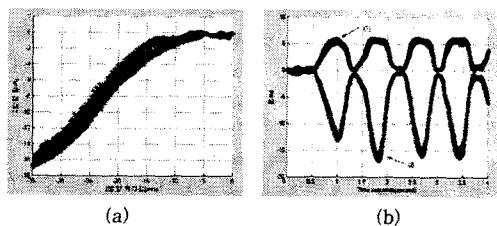


그림 10. 가상 스펀지에서의 힘 측정. (a) 깊이에 따른 y' 축 방향 힘. (b) 시간에 따른 y' 축 방향 힘.

Fig. 10. Force measurements on the virtual sponge.

(a) y' -axis force vs. depth. (b) y' -axis force vs. time.

그림 11은 학습된 구형의 가상 풍선을 만들어 신경회로망을 적용하여 가상 풍선을 누르는 힘을 측정한 결과이다. (1)은 y' 방향에서의 힘이고, (2)는 r 방향에서의 힘이다.

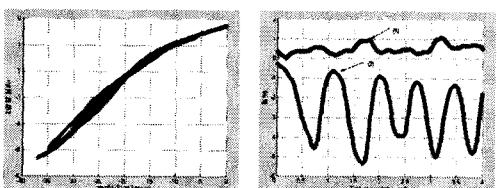


그림 11. 가상 풍선에서의 힘 측정. (a) 깊이에 따른 y' 축 방향 힘. (b) 시간에 따른 y' 축 방향 힘.

Fig. 11. Force measurements on the virtual balloon.

(a) y' -axis force vs. depth. (b) y' -axis force vs. time.

실제 물체의 힘 측정 실험에서는 대체로 만족스러운 실험 결과를 얻을 수 있었다. PHANToM의 기구부적인 특성상 무리한 힘을 가하지 않고 0(N)~15(N)의 작은 범위의 힘 측정으로 제한하였다.

그림 10과 11의 (a)를 각각 보면 가상물체를 누르는 힘이 클 때 그래프의 왼쪽 아래 끝이 약간 휘어지는 것을 볼 수 있는데, 이는 PHANToM의 물리적 한계 때문에 데이터를 얻을 때 인가할 수 있는 힘의 크기가 제한되어 신경회로망 학습시 큰 힘의 데이터가 부족하여 생긴 현상으로 보인다. 이는 학습 데이터를 얻기 위해 실험을 할 때보다 학습된 데이터를 이용한 실험시 인가하는 힘의 최대 크기를 좀 더 작게 제한해야 함을 말해 준다.

물체의 절감을 효과적으로 학습하기 위해서는 다양한 방향과 힘의 크기를 가지는 데이터가 필요한데, 적은 양이면서도 효율적인 데이터의 획득이 요구된다. 또한 물체 표면의 마찰력 때문에 원하지 않는 오차가 생길 수도 있으므로 표면 위에서 물체를 끌지 않도록 주의한다. 학습에서 스펀지는 0.274의 오차를, 풍선은 0.1 보다 상당히 작은 학습오차를 보였다. 또한 가상 물체에 학습된 신경망을 적용하였을 경우에도 스펀지보다는 풍선의 절감이 사실과 더 비슷하였다.

IV. 결 론

본 논문에서는 가상환경에서 사용자가 PHANToM을 사용하여 물체를 만질 경우 PHANToM의 위치를 입력으로 하는 신경회로망을 이용하여 실시간으로 힘을 계산하여 가상물체의 절감을 표현하는 알고리즘을 제시하였고 학습된 물체의 절감을 3D 가상 물체에 적용해 보았다.

신경회로망을 학습하는데 있어서 좀 더 효과적인 데이터 획득 및 학습방법을 적용하면 더 좋은 결과를 얻을 수 있으리라 기대된다. 실제 데이터 획득에서의 문제점이 있다면, 물체 표면의 마찰력 때문에 생기는 영향은 고려하지 않았다는 것이다. 만약 표면의 마찰력 까지를 신경회로망 학습시 반영할 수 있다면 물체 표면에서의 절감을 좀 더 사실적으로 느낄 수 있으리라 기대 할 수 있다.

참 고 문 헌

- [1] Edward Angel, "Interactive Computer Graphics, A top-down approach with OpenGL", First Ed., Addison-Wesley, 1997
- [2] John j. Craig "Introduction to Robotics", Second Ad., Addison-Wesley, 1989
- [3] 이상배, "페지-뉴로 제어 시스템", 교학사, 1999
- [4] 이일주, "FSR을 이용한 2차원 Haptic 인터페이스 장치의 구현 및 신경 회로망을 이용한 가상물체의 절감 학습", 강원대학교 대학원, 2001
- [5] "<http://www.haptics-e.org/>"
- [6] "<http://www.sensable.com/>"