

햅틱 컨트롤러를 이용한 머신러닝 기반 손동작 생성

최종인^o

^o서울여자대학교 디지털미디어학과

e-mail: funtech@swu.ac.kr^o

Machine Learning Based Hand Motion Generation Using a Haptic Controller

Jongin Choi^o

^oDept. of Digital Media Design and Application, Seoul Women's University

● 요약 ●

본 연구에서는 손가락의 움직임을 입력받는 햅틱 컨트롤러를 이용하여 물체를 잡거나 놓는 손의 포즈를 생성하여 가상의 물체를 제어할 수 있는 방법을 제안한다. 다섯 개의 손가락을 움직일 수 있는 경우의 수는 무수히 많아서 이를 위한 모든 모션을 캡처하는 것은 매우 힘든 작업이고, 캡처한 모든 모션을 수동으로 연결시키는 것도 어려운 일이다. 제안 방법은 햅틱 컨트롤러에서 입력된 다섯 개의 신호를 인공 신경망을 사용하여 손가락의 포즈로 변경해 준다. 이를 위해 입력 신호와 매칭되는 손의 포즈를 이용하여 인공 신경망을 훈련시킨 후, 그 결과를 이용하여 사용자의 입력에 대응하는 손의 포즈를 생성한다. 결과 포즈의 사실성을 높이기 위해 모션 캡처 장비로부터 훈련용 데이터를 생성하였다. 본 논문의 방법은 햅틱 컨트롤러에서 동일한 입력을 받더라도 물체의 모양에 대응하는 손의 모션을 생성하는 결과를 보여준다.

키워드: 햅틱 컨트롤러(haptic controller), 머신러닝(machine learning), 모션캡처(motion capture)

I. Introduction

캐릭터 애니메이션은 크게 데이터 기반 방식과 물리 기반 방식으로 나누어진다. 최근에 와서는 딥러닝을 이용한 기법이 활발히 연구되고 있다. 그러나 손의 모션을 생성하는 연구는 많지 않으며 주로 바디의 이동과 상호작용에 대한 연구가 주를 이루고 있다.

본 연구에서는 머신러닝의 지도학습 방식으로 인공 신경망을 훈련시킨 후[1], 햅틱 컨트롤러의 입력 값을 이용하여 손으로 물체를 다루는 애니메이션을 생성한다. 연구에 사용된 햅틱 컨트롤러는 Fig. 1과 같이 자체 개발된 다이얼을 사용하였으며, 손가락으로 다섯 개의 버튼을 누르는 방식이다. 각각의 버튼에는 모터가 부착되어 있어서 가상의 물체를 잡았을 때 손가락에 힘을 전달하는 역할을 한다.



Fig. 1. Inhouse Haptic Controller

II. Previous Work

머신러닝은 최근 연구의 패러다임을 바꾼 대표적인 방법이다[2]. 분야를 막론하고 머신러닝을 사용하지 않는 연구를 찾기 힘들 정도이다. 과거 전통적인 모션 캡처 방식으로 손동작을 생성하거나[3], 물리기반 방식을 혼용하여 사실성을 더한 연구가 있었다[4]. 최근에는 딥러닝을 이용한 포즈 인식기법을 이용하여 손의 포즈를 추정하여 3D 모델에 적용하고 있다[5].

머신러닝의 훈련 방식은 크게 지도학습, 비지도학습, 강화학습의 세 가지로 분류된다. 본 연구에서는 지도학습 방식으로 인공 신경망을 훈련하여 손동작 애니메이션을 생성한다.

III. Proposed Scheme

본 연구에서는 인공 신경망을 이용하여 자연스러운 손의 포즈를 생성한다. 이를 위해 우선 모션 캡처 장비를 이용하여 3D 공간에서 손의 움직임을 캡처한다. 가능한 모든 경우에 대해 모션을 캡처하고 이를 이용하여 신경망의 가중치 계산을 위한 데이터로 사용한다. 손의 포즈를 생성하기 위한 입력 값으로 햅틱 컨트롤러의 입력 값 5개를 사용하며, 출력 값으로 다섯 손가락 끝 부분의 위치인 15개의

값을 받는다. 입력 값은 0.0~1.0 사이의 정규화된 값이며, 이는 버튼의 눌림 정도에 따라 눌리지 않은 상태가 0이 되고, 완전히 눌린 상태는 1이 되는 방식이다. 가령 반 정도만 눌렀다면 0.5가 입력 값이 된다. 출력 값은 3D 공간의 위치로 (x, y, z) 위치 값이 된다. 손가락이 다섯 개이므로 하나당 3개의 값을 가지므로, 총 15개의 값으로 5개의 위치를 표현하게 된다.

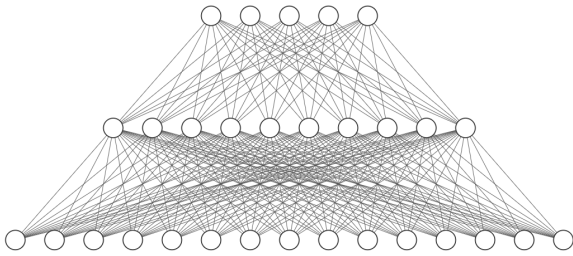


Fig. 2. Neural Network Structure

연구에서 사용된 신경망의 구조는 Fig. 2와 같이 3개의 레이어를 사용하였다. 맨 위의 입력 레이어는 5개의 입력값을 사용하게 되며, 중간에 있는 히든 레이어는 10개의 노드를 사용하여 값을 계산한다. 가장 아래의 출력 레이어에서는 최종적으로 손가락 끝부분의 위치 15개의 값을 출력한다. 모든 노드들은 완전히 연결되어 있으며 지도학습 방식으로 훈련된다. 출력 결과는 다섯 손가락들의 끝 부분 위치로 사용되고, 역기구학 계산을 통해 손의 최종 포즈를 결정한다. 결과 확인을 위해 햅틱 컨트롤러로 스피어 형태의 물체와 큐브 형태의 물체를 잡기 위한 움직임을 테스트하였고, Fig. 3은 각각에 대한 손의 포즈를 보여준다.

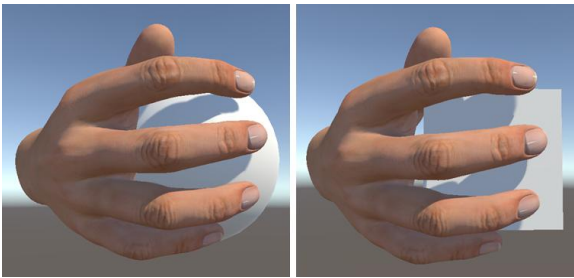


Fig. 3. Generated Hand Poses

IV. Conclusions

본 연구에서는 자체 개발된 햅틱 컨트롤러를 이용하여 물체의 모양에 따라 손동작을 생성하는 결과를 보여주었다. 햅틱 컨트롤러를 잡는 손의 모양과 가상 환경에서 손의 모양이 상이하나, 물체의 유무 및 모양에 대응하여 적절한 손동작을 생성하였다.

REFERENCES

- [1] H. White, "Learning in artificial neural networks: A statistical perspective," *Neural Computation*, 1(4), pp. 425-464, 1989.
- [2] G. E Hinton, S. Osindero, and Y. The, "A fast learning algorithm for deep belief nets," *Neural Computation*, 18(7), pp.1527-1554 July 2006.
- [3] H. Hamer, J. Gall, R. Urtaşun and L. Van Gool, "Data-driven Animation of Hand-Object Interactions," *IEEE International Conference on Automatic Face & Gesture Recognition*, pp. 360-367, March 2011.
- [4] C. Karen Liu, "Synthesis of Interactive Hand Manipulation," *Eurographics/ACM SIGGRAPH Symposium on Computer Animation*, pp. 163-171, July 2008.
- [5] L. Ge, Z. Ren, Y. Li, Z. Xue, Y. Wang, J. Cai, and J. Yuan, "3D Hand Shape and Pose Estimation from a Single RGB Image," *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 10833-10842, March 2019.