

뉴럴 네트워크 구조를 이용한 햅틱 질감 모델링

신성환 최승문

포항공과대학교 컴퓨터공학과

scout11@postech.ac.kr, choism@postech.ac.kr

Haptic texture modeling using neural network structure

Sunghwan Shin, Seungmoon Choi

Department of CSE, Pohang University of Science and Technology

요 약

뉴럴 네트워크 구조를 이용하여 새로운 햅틱 질감 모델링 방법을 제시하고, 실제 측정된 데이터를 이용해 이 방법을 검증하였다. 제시된 방법은 높은 주파수의 가속도 성분까지 성공적으로 모델링 하기 위해서 여러 개의 뉴럴 네트워크를 병렬적으로 이용하여 구현되었으며, 기존 방법에 비해서 새로운 물체의 질감을 모델링 하기가 간편하였다. 실제로 측정된 데이터로 교차 검증을 실시한 결과 물체의 표면에서 생성되는 가속도를 약 75 %의 correlation으로 재생하는 결과를 얻을 수 있었다.

1. 서 론

1.1 배경

오늘날 햅틱 장치의 발달로 인해서, 가상 환경에서의 물체의 형태를 나타내는 기술이 발달하면서 물체의 질감을 전달하는 기술 또한 그 중요성이 더해지고 있다. 물체의 질감은 촉각을 통해서 느끼는 정보 중 매우 중요한 정보를 차지하여 촉각 가상 환경의 현실감을 결정하는 데 중요한 역할을 수행하나, 물체의 질감이 생성되는 기제가 정확히 규명되지 않아 그 모델링이 쉽지 않다. 1998년 Allison M. Okamura가 감쇠 사인파를 이용하여 물체의 표면에서 나오는 힘을 모델링 한 것을 시작[1]으로 다양한 햅틱 텍스처 모델링 방법이 제안되었으며, 최근에는 선형 예측 계수[2] 또는 무한 임펄스 응답 필터[3]를 활용하여 물체의 표면에서 나오는 가속도를 모델링하는 방법이 제시되었고 실제 사용자 평가에서 좋은 성능을 보여주었다. 하지만 새로운 물체의 질감을 모델링하기 위해서는 수식 근사 추정부터 새로 시작해야 한다는 단점이 존재한다.

1.2 접근법

물체와 사용자 간의 상호작용에서 발생하는 가속도 또는 힘을 이용해서 사용자가 물체의 질감을 인식하기 때문에, 질감의 모델링이란 물체와 사용자가 상호작용을 할 때 적절한 힘 또는 가속도가 발생하는 기제를 분석하는 작업으로 해석할 수 있다. 이 논문에서는 이러한 힘 또는 가속도를 하나의 시계열 자료로 가정하고, 뉴럴 네트워크를 통해서 시계열 예측을 가능하게 함으로써 질감 모델링을 행하고자 하였다. 뉴럴 네트워크를 사용함으로써 비선형의 함수 형태를 지닐 것으로 가정되는 가속도 함수를 모델링 할 수 있을 뿐만 아니라, 기존 방법과 달리 새로운 물체를 모델링 할 때 추가적으로 수식을 구성할 필요가 없다는 장점을 지닌다.

그리고 이러한 가속도 모델링에 있어서 대상이 되는 진동의

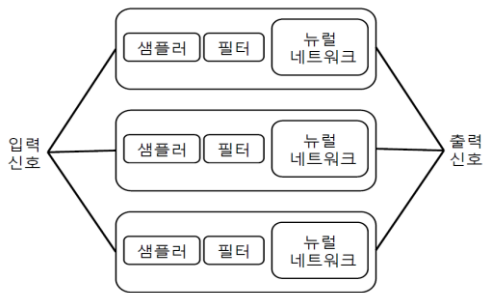
주파수 대역을 높게 설정하였다. 그 이유는 일반적으로 생각되는 낮은 주파수 대역뿐만 아니라 높은 주파수 대역의 진동 성분도 햅틱 질감의 현실성을 높이는데 큰 기여를 한다는 내용이 밝혀져 있기 때문이며[5], 모델링 된 넓은 대역폭의 가속도는 Haptuator 등의 Voice coil actuator를 통해서 렌더링 할 수 있다[5].

2. 본 론

이 장에서는 질감 모델링을 위한 전체적인 과정을 설명하고자 한다. 모델링을 위해서, 실제 물체의 표면에서 가속도와 표면 이동 속도 데이터를 얻고, 해당 데이터를 바탕으로 뉴럴 네트워크를 학습시켰다. 학습 뒤에는 교차 검증을 이용하여 뉴럴 네트워크의 성능을 검증하였다.

2.1 데이터 수집

뉴럴 네트워크를 학습시키기 위한 데이터로, 연구 협력 관계에 있는 University of Pennsylvania의 Katherine J. Kuchenbecker의 연구팀에서 제공한 데이터를 사용하였다. 이 데이터는 서로 다른 다양한 물체의 표면에서 수직 방향으로 생성되는 가속도를 800 Hz의 주파수로 5초간 샘플링한 데이터로, 사람이 펜 형태의 스타일러스를 물체의 표면과 수직하게 켜 상태에서 물체의 표면을 스캔하면서 측정된 데이터이다. 이때 물체의 표면과 스타일러스가 상호작용을 할 때 나오는 가속도의 주요한 성분이 수직 성분이기 때문에[4] 수직 성분의 가속도를 모델링에 사용하였으며, 이러한 가속도가 생겨나는 주요 원인이 물체 표면의 미세한 구조와 펜 타입 스타일러스 간의 충돌로 생각되기 때문에, 수평 방향의 속도 및 수직 방향으로 사용자가 가하는 힘을 달리하면서 데이터를 측정하였다. 측정에 사용된 수평 방향의 속도는 50, 100, 150, 200 mm/s, 수직 방향의 힘은 30, 60, 90, 120 g•m/s²이다.



[그림 1] Frequency decomposed neural network의 구조

2.2 Frequency decomposed neural network

물체의 표면에서 얻을 수 있는 가속도의 주파수 범위가 매우 넓고, 이때 고주파수의 가속도 데이터가 질감을 결정하는 데 큰 역할을 하기 때문에 [5], 넓은 주파수의 데이터를 모델링하기 위해서 frequency decomposed neural network [6] 방법을 이용하였다.

임의의 주어진 신호에 대해서 뉴럴 네트워크를 학습시킬 때, 높은 주파수에 대해서 학습시키고자 할 때는 높은 주파수의 변화를 모두 표현하기 위해서 높은 샘플링 속도가 필요하다. 반면, 낮은 주파수의 변화를 표현하기 위해서는 많은 수의 샘플을 통해서 긴 시간에 따른 변화를 관찰해야 할 필요가 있다. 이렇게 서로 반대되는 두 요구조건 때문에 하나의 뉴럴 네트워크를 이용해서 높은 주파수 및 낮은 주파수의 성질을 모두 학습하는 것은 비효율적이고, 컴퓨터의 성능에 따라 불가능할 수도 있는 방법이다. 이 문제를 효율적으로 해결하기 위한 것이 frequency decomposed neural network 구조로, 서로 다른 하위 뉴럴 네트워크가 병렬적으로 합쳐져서 하나의 뉴럴 네트워크를 구성하도록 하고 각 하위 뉴럴 네트워크마다 서로 다른 주파수 대역을 할당하는 방법이다. 이 방법을 이용할 때는 각각의 주파수 대역을 책임지는 뉴럴 네트워크에 주어진 신호를 다운 샘플링하는 샘플러 및 필터를 추가하여 해당 주파수 대역의 데이터만 받아들여서 뉴럴 네트워크를 최적화한다. [그림 1]에 이 구조가 나타나 있으며, 이때 뉴럴 네트워크의 구현에 있어서 고려하여야 할 점은 총 하위 네트워크의 개수, 각 하위 네트워크의 주파수 대역 할당 등이 되며, 이 파라미터 값의 변화에 따라 최종 뉴럴 네트워크의 성능이 크게 변할 것임을 예측할 수 있다.

저자는 주어진 데이터에 대해서 다양한 파라미터의 조합을 시험해 보았고, 이 중 3개의 하위 뉴럴 네트워크가 각각 50~100, 100~200, 200~400 Hz 대역을 담당하는 조합이 가장 나은 성능을 보여 해당 파라미터를 모델링에 사용하였다.

또한 각각의 하위 네트워크의 레이어의 개수와 퍼셉트론의 개수도 뉴럴 네트워크의 성능을 결정하는데, 위의 파라미터를 이용한 하위 네트워크는 레이어 5개 이상에서 크게 성능 향상을 보이지 않았기 때문에 레이어를 5개를 사용하였으며, 낮은 주파수 대역에서 변화 추세를 확실하게 알아내기 위해서 낮은 주파수를 담당하는 하위 네트워크에 퍼셉트론의 개수를 상대적으로 많이 할당하였다.

2.3 데이터 처리

물체에서 측정된 데이터는 실제 뉴럴 네트워크에 적용되기 전에 데이터 처리 단계를 거치게 된다. 가장 먼저, 측정 과정에서 생길 수 있는 낮은 주파수의 오차를 없애기 위해서, 50 Hz의 High pass filter를 사용하였다. 필터링을 마친 데이터는, 시계열 자료를 형성하여 각 하위 네트워크에 제공되었고, 하위 네트워크를 위한 입력 데이터 및 목표 데이터가 이 시계열 자료를 기반으로 추출되어 뉴럴 네트워크의 학습에 이용되었다. 이때 뉴럴 네트워크의 학습 정도를 확인하기 위해서 교차 검증을 이용하였다. 교차 검증을 위해 총 시계열 자료의 앞 절반을 이용해서 뉴럴 네트워크를 학습하고, 나머지 절반을 이용해서 뉴럴 네트워크를 검증하였다.

2.4 뉴럴 네트워크 검증

앞의 단계를 거쳐서 학습된 뉴럴 네트워크를 이용하면, 물체 표면에서 생성될 가속도를 예측하여 출력할 수 있다. 서로 다른 수직 방향 힘 및 수평 방향 속도에 대해서 다른 뉴럴 네트워크를 학습하였기 때문에, 수평 방향 속도와 수직 방향 힘을 feature로 하는 feature space 상에서 몇 개의 지점에 학습된 뉴럴 네트워크를 가지고 있는 것으로 볼 수 있다. 따라서 현재의 수평 방향 속도 또는 수직 방향 힘에 가까운 지점에 위치한 뉴럴 네트워크에서 얻어낼 수 있는 값들의 내삽법을 통해서 현재의 수평 방향 속도 및 수직 방향 힘에 대한 가속도 값을 예측할 수 있다.

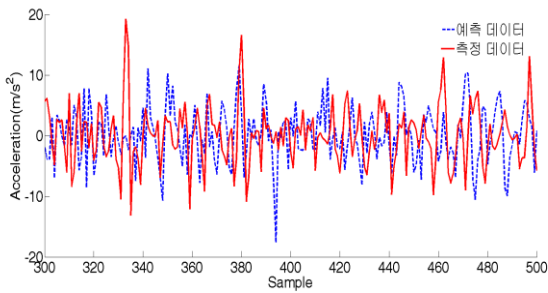
3. 결 과

서로 다른 재질들에 대해서 모델링을 하고 교차 검증을 이용해서 검증한 결과가 [표 1]에 나타나 있다. 모델링 결과는 뉴럴 네트워크로 얻은 가속도와 실제 측정된 가속도 간의 RMS 오차와, 실제 가속도 데이터와 예측된 가속도 데이터 간의 correlation값을 이용해서 나타내었다.

평균적으로 실제 데이터와 뉴럴 네트워크를 이용한 예측 가속도 값은 75%의 correlation을 보였다. 이 수치가 실제 사람이 비슷한 재질로 인지하기에 충분한 수치인지는 관련된 연구가 많이 수행되지 않아 객관적으로 비교할 수 없으나 평균적으로 뉴럴 네트워크가 만들어내는 가속도 값은 실제 물체에서 생성되는 가속도와 유사한 값을 나타내는 것으로 보인다.

[표 1] 뉴럴 네트워크의 모델링 결과

물체	Brushed plastic	Canvas	Denim	Wood
Correlation (%)	0.7408	0.7521	0.7515	0.7568
RMS error (m/s ²)	0.9085	2.6203	2.1384	2.076



[그림 2] 시간 대역에서 가속도 데이터의 비교

뉴럴 네트워크로 얻은 가속도와 실제 측정된 가속도 간의 시각적 비교는 [그림 2]와 [그림 3]에 나타나 있다. 시간 대역에서 시계열 자료의 peak 크기는 다소 차이를 보이는 구간이 있으나 평균적인 경향은 비슷한 경향을 보임을 확인할 수 있다. 주파수 대역에서는 주로 차이를 보이는 부분이 0~50 Hz와 150~200 Hz이다. 0~50 Hz는 노이즈로 생각되어 실제 쓰이지 않기 때문에 제외하면, 150~200 Hz의 차이가 문제가 되는데 이 주파수 대역에서 진동을 받아들이는 자극 수용체가 민감하기 때문에 이 부분의 오차가 모델링된 질감의 실재감을 저해시킬 것으로 보이기 때문에 추후 수정해야 할 것이다.

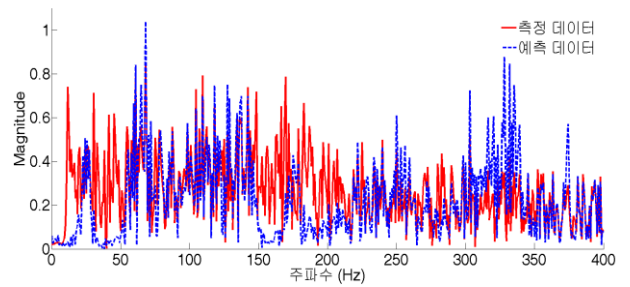
4. 결론 및 보완점

이 논문에서는 기존에 제시된 방법과 다른 새로운 질감 모델링 방법을 제시하였다. 뉴럴 네트워크 기법을 사용한 이 방법은, 기존에 제시된 방법과는 다르게 프로그램으로 제작되면 모델링에 있어서 어려운 방법을 거치지 않고도 간단하게 추가적으로 모델링이 가능하다는 장점이 있다. 또한 이 알고리즘은 실제 물체와 비교했을 때 유사한 가속도를 생성해 내는 결과를 보여주어, 유망한 알고리즘이라고 할 수 있다.

결과 부분에서 언급된 문제점의 개선점으로는 뉴럴 네트워크의 학습에 쓰이는 오차를 계산하는 방법을 현재의 RMS 오차를 쓰는 것이 아니라, 오차의 주파수에 따라 다른 비중을 줌으로써 사용자가 느끼는 인지적 오차의 크기를 줄이는 것이 있겠다. 기존 연구를 통해서 사람이 질감을 느끼는 데 있어서 100 Hz를 넘는 높은 주파수의 진동에 영향을 많이 받는다는 사실이 알려져 있으며[5], 해당 주파수를 주로 받아들이는 자극 수용체의 주파수에 따른 인지적 자극의 크기 변화에 대한 연구[7,8] 및 다양한 손의 자세에 따른 역치에 대한 연구[9,10]가 진행되어 있으므로 이 결과를 참고하여 오차 비중 함수를 설계하고 이 오차를 최소화하도록 뉴럴 네트워크를 학습시킨다면 현재 알고리즘보다 인지적으로 성능이 뛰어난 질감 모델링 방법을 얻을 수 있을 것으로 기대한다.

5. 사사의 글

본 연구는 2012년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연



[그림 3] 주파수 대역에서 가속도 데이터의 비교

구재단의 지원 및(과제번호: 2011-0018641, 2011-0027953), 한국연구재단을 통한 교육과학기술부의 미래유망 융합기술 파이오니어사업(과제번호: 2011-0027995), 그리고 지식경제부 및 정보통신산업진흥원의 대학 IT 연구센터 지원사업(NIPA-2012-H0301-12-3005)으로부터 지원받아 수행되었습니다.

6. 참고문헌

- [1] Allison M. Okamura, Jack T. Dennerlein and Robert D. Hoew, Vibration Feedback Models for Virtual Environments, In Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation, 1998.
- [2] J. M. Romano, T. Yoshioka, and K. J. Kuchenbecker, Automatic filter design for synthesis of haptic textures from recorded acceleration data, In Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 2010.
- [3] Guruswamy, V.L., Jochen Lang, Won-Sook Lee, IIR Filter Models of Haptic Vibration Textures, IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, Vol. 60, no. 1, pp. 93-103, 2011.
- [4] Nils Landin, Joseph M. Romano, William McMahan and Katherine J. Kuchenbecker, Dimensional Reduction of High-Frequency Accelerations for Haptic Rendering, In Proceedings of the EuroHaptics'10, 2010.
- [5] W. McMahan and K. J. Kuchenbecker, Haptic display of realistic tool contact via dynamically compensated control of a dedicated actuator, In Proceedings of the IEEE Conference (IROS), St. Louis, MO, Oct. 2009, pp. 3170-3177.
- [6] Ron Iazebnik, Using Frequency Decomposed Parallel Neural Networks For System Identification (Thesis), 2002.
- [7] James C. Makous, Robert M. Friedman, and Charles J. Vierck, Jr., A Critical Band Filter in Touch, The Journal of Neuroscience, Vol. 15, No. 4, pp. 2808-2018, 1995.
- [8] S. Bensmaia, M. Hollins, and J. Yau, Vibrotactile intensity and frequency information in the Pacinian system: A psychophysical model, Perception & Psychophysics, Vol. 67, No. 5, pp. 828-841, 2005.
- [9] A. Israr, Seungmoon Choi and Hong Z. Tan, Detection Threshold and Mechanical Impedance of the Hand in a Pen-Hold Posture, In Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2006.
- [10] A. Israr, Seungmoon Choi, and Hong Z. Tan, Mechanical Impedance of the Hand Holding a Spherical Tool at Threshold and Suprathreshold Stimulation Levels, In Proceedings of the World Haptics conference, 2007.