랜덤 포레스트를 활용한 데이터 기반 점탄성 변형체 촉감 모델링에서의 매개 변수 최적화

Parameter Optimization for Random Forest Model on Data-driven Haptic Viscoelastic Objects

차호준[1] · Amit Bhardwaj[2] · 최승문[3†]

Hojun Cha[1], Amit Bhardwaj[2], Seungmoon Choi[3†]

Abstract: In this paper, we propose a parameter optimization method for the data-driven haptic models using a random forest. We collect data from a load cell attached to the tip of the force-controlled device using one cycle of automated sinusoidal force profiles. We train many random forest models by changing the intervals and numbers of past samples to find the best estimation of a relationship between the positions and the response forces. We find the best parameter sets using three error metrics; RMSE, total variation, and phase difference.

Keywords: Haptic modeling, Viscoelasticity, Data-driven, Parameter optimization

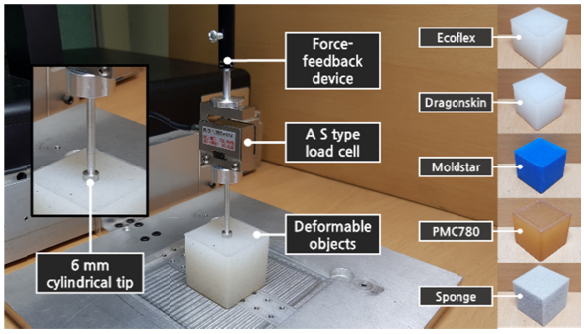
1. 서 론

가상현실에서 실감나는 촉각 정보를 전달하기 위해서 실제 물체를 모방한 가상 물체를 만들고 물성을 부여한다. 강체의 경우에는 여러 손가락과의 상호작용까지 충분히 구현되어 있지만, 변형체의 경우에는 물리 모델로 구현하기 어려워 데이터 기반의 촉각 모델링 및 렌더링 (data-driven haptic modeling and rendering) 방법이 통용되고 있다. 이 방법은 물체와의 상호작용 데이터를 수집하고 모델을 생성하고 렌더링에 사용하는 방식이다.

현재 기술로는 변형체 종류 중 하나인 점탄성 물체의 모델링은 완벽하지 않기 때문에 여기에 기계학습 방법을 도입하여 점탄성 모델링을 진행하였다. 방사형 기저 함수(Radial Basis Functions)를 커널 함수로 하는 모델에 피팅하여 높은 수준의 모델링을 구현하였다[1, 2, 3]. 하지만 이를 활용해 모델링 하기 위해 필요한 데이터 양이 많았고 모델링 시간이 오래 걸리는 문제[4]가 발생하였기 때문에 본 연구진에서는 랜덤 포레스트를 이용해 모델링을 수행하였고[4], 본 연구에서는 이를 보완하기 위한 랜덤 포레스트 변수 선정 알고리즘을 소개하고자 한다.

2. 데이터 수집 환경

데이터 수집 과정은 기존의 연구[4]에서의 환경과 동일하게 구성하였다. [Fig.1]과 같이 촉각 렌더링 단계에서 활용할 힘-반향 장치인 PHANToM Preimum 1.5 High Force 모델(3D Systems)을 활용하여 하나의 기기에서 데이터 수집과 렌더링을 수행하도록 하였다. 힘 반향 장치 끝에 물체 수직 방향(Normal) 상호작용에서의 반응 힘(response force)을 측정하기 위해 로드 셀(DBCM-2 Kg, Bongshin)을 설치한 뒤, 힘-반향 장치를 통해 물체의 수직 방향의 힘 프로파일을 출력하였다. 힘-반향 장치에서 위치 정보를 기록하고, 로드 셀로 반응 힘을 측정하여 기록하였다. 사용된 힘 프로파일은 1 주기의 정현파였고 이를 PID를 활용하여 위치-제어(Position-control)방식으로 제어하였다. 힘 프로파일의 힘 세기는 2, 4, 6, 8 N이며 진동수는 0.1, 0.25, 0.5, 1, 2 Hz를 사용하였다. Ecoflex, Dragonskin, Moldstar, PMC780, Sponge의 5가지 정육면체 모양의 균질한 재질의 물체에서 데이터를 측정했다.



[Fig. 1] Hardware setup and deformable objects.

1. Graduate Student, POSTECH, Pohang, Korea (hersammc@postech.ac.kr)
2. Manager, Indian Institute of Technology Jodhpur, India (amitb@iitj.ac.in)
† Professor, Corresponding author: Computer Science and Engineering, POSTECH, Pohang, Korea (choism@postech.ac.kr)

3. 모델링

z결정 트리 기반의 랜덤 포레스트 회귀 방법을 사용하여 상호작용을 모델링하였다. 탄성과 점성을 모두 지닌 점탄성 성질을 고려하여 현재 위치 및 과거 정보와 현재의 반응 힘의 상관관계를 모델링하였다. 기존 논문에서는 정보의 간격과 개수를 사용했는데, 예를 들어 10ms 간격으로 10개를 사용한다면 과거 100ms의 정보를 활용하여 모델링을 하는 것이다. 본 논문에서는 이를 변수로 두어 기존 연구에서의 모델링 결과 중 오차가 크게 나온 0.1 Hz와 같은 느린 움직임에도 높은 정확도로 모델링 되는 값을 찾고자 하였다.

본 논문에서는 이를 찾기 위해 3가지 오차 척도를 결정하고 합을 구하여 활용하였다. 기존에 활용하던 평균 제곱근 오차(RMSE), 변화도 큰 값이 나오는 것을 막기 위한 총변이(Total Variation), 값 지연을 막기 위한 위상 차(Phase Difference)를 활용하였다.

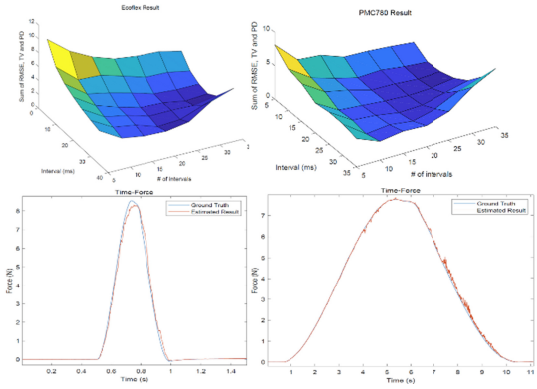
모델링 변수로 과거 정보의 수를 5, 10, 15, 20, 25, 30, 35개, 간격을 5, 10, 15, 20, 25, 30, 35 ms로 두었다. 사용한 5가지 진동수에 대해 3가지 오차 척도로 오차를 구하고 각 결과 마다 0과 10 사이의 값으로 정규화한 후 모두 합하여 오차 척도가 가장 작은 값을 구했다. 각 물체의 결과 값은 [Table. 1]과 같다.

[Table 1] Optimal random forest parameter sets

Objects	Interval	# of samples
Ecoflex	20	30
Dragonskin	10	35
Moldstar	15	30
PMC780	10	35
Sponge	20	25

4. 결과 및 토의

각 물체 모델에 대한 오차를 구한 결과는 [Fig. 2]와 같다. 모델링에 사용한 가장 무른 재질부터 가장 단단한 재질까지 모두 비슷한 형태의 결과가 도출되었다. 각 물체에 대한 최적 매개 변수의 경우 과거의 350 ms와 600 ms 사이의 정보를 사용했을 때 가장 좋은 결과가 나왔다. 간격의 경우에는 15개 내외, 과거 정보 수의 경우 30개 내외를 사용할 때의 오차 척도가 가장 적게 나왔다. 그래서 [Fig. 2]를 보면 아주 짧은 과거 정보를 사용하는 왼쪽 위와 너무 긴 과거 정보를 사용하는 오른쪽 아래의 오차가 상대적으로 높게 나왔다.



[Fig. 2] The sum of the results from the three error metrics on Ecoflex(upper left) and PMC780 (upper right) object data. Both are the softest and hardest material we use. Time-force plots of modeling results of 2 Hz (lower left) and 0.1 Hz (lower right) from optimized random forest parameters.

또한, [Fig. 2]의 결과는 5 가지 진동수의 모든 결과를 합한 결과인데 사용한 진동 수의 중간값인 0.5 Hz의 결과와 가장 유사한 형태를 보였다. 동시에 0.1 Hz의 아주 느리게 물체를 탐색하는 경우와 2 Hz의 빠르게 눌러보는 경우 모두에서도 오차 척도의 값이 충분히 작았다. 따라서 최적의 매개 변수를 찾아 렌더링 할 수 있었다.

현재의 결과는 균질한 재질에서 측정한 데이터이지만 추후 비균질 데이터도 고려할 계획이다. 또한 현재 모델로 렌더링을 진행하여 사람이 실제 물체와 유사한 촉감 특성을 인지하는지 실험을 통해 확인할 예정이다.

사사의 글

이 논문은 2017년도 정부(미래창조과학부)의 재원으로 정보통신기술진흥센터의 지원을 받아 수행된 연구임 (2017-0-00179, 디지털콘텐츠원천기술개발)

References

[1] R. Hover, G. Kosa, G. Szekly, and M. Harders, "Data-driven haptic rendering—From viscous fluids to visco-elastic solids," *IEEE Trans. Haptics*, vol. 2, no. 1, pp. 15-27, Jan.-Mar., 2009.

[2] R. Hover and M. Harders, "Measuring and incorporating slip in data-driven haptic rendering," in *Proc. IEEE Haptics Symp.*, Waltham, USA, pp. 175-182, 2010.

[3] A. Sianov and M. Harders, "Data-driven haptics: Addressing inhomogeities and computational formulation," in *Proc. IEEE World Haptics Conf.*, Daejeon, Korea, pp. 301-306, 2013.

[4] S. Yim, S. Jeon, and S. Choi, "Data-driven haptic modeling and rendering of viscoelastic and frictional responses of deformable Dec., 2016.

[5] A. Bhardwaj, H. Cha, and S. Choi, "Data-driven haptic modeling of Normal Interactions on Viscoelastic Deformable Objects Using a Random Forest," *IEEE Robotics and Automation Letters*, vol. 4, no. 4, pp. 1379-1386, Apr., 2019.