

희소 회귀자를 고려한 3 차원 인체 모델 다운 샘플링

박소현¹, 강지우¹¹ 숙명여자대학교 IT 공학과
so209@sookmyung.ac.kr, jwkang@sookmyung.ac.kr

Down-sampling SMPL Model with Sparse Joint Regressor

Sohyun Park¹, Jiwoo Kang¹¹Department of IT Engineering, Sookmyung Women's University

요 약

인체 선형 모델 (이하 SMPL 모델)은 3 차원 사람 모델로, 3 차원 컴퓨터 그래픽 기술이 발전함에 따라 활용 범위가 확대될 수 있다. 다운샘플링 (Down-sampling)으로 여러 해상도의 SMPL 모델이 사용가능 하다면, 3 차원 컴퓨터 그래픽 기술 발전에 도움이 될 것이다. 3 차원 모델의 다운샘플링을 위한 많은 메쉬 단순화 (Mesh simplification) 기법이 존재한다. 하지만 기존의 기법만을 사용하면 다운샘플링 한 모델의 자세 (Pose)를 변경했을 때 기대한 것과 다른 결과물이 만들어지는 문제가 발생한다. 본 논문에서는 가장 가까운 정점으로 SMPL 모델의 관절 회귀자 (Joint regressor) 값을 넘겨주어 문제를 해결하는 다운샘플링 (Down-sampling) 방법을 제시한다.

1. 서론

인체 선형 모델 (Skinned Multi-person Linear Model; 이하 SMPL 모델) [1]-[3]은 블렌드 스킨닝 (Blend skinning)과 블렌드 셰입 (Blend shape) 기법을 기반으로 사람의 체형과 자세를 모델링한 것으로, 파라미터 $\vec{\beta}$ 로 체형 (Shape)을, $\vec{\theta}$ 로 자세 (Pose)를 제어할 수 있다.

3 차원 컴퓨터 그래픽 분야 기술이 발전하면서 가상현실 (VR), 컴퓨터 게임, 애니메이션 등 응용프로그램에서 SMPL 모델의 활용 범위가 확대되고 있다. 이에 따라 다양한 메모리와 컴퓨터 요구사항을 만족할 수 있는 여러 해상도의 SMPL 모델이 필요하다.

기존의 메쉬 단순화 (Mesh Simplification) 기법으로만 SMPL 을 다운샘플링 (Down-sampling)하면, 다운샘플링 한 모델의 자세를 변경했을 때 문제가 발생한다. 본 논문에서는 이러한 문제를 해결하는 간단하면서도 효과적인 다운샘플링 알고리즘을 제안한다.

2. SMPL 모델 개요

SMPL 모델은 6,890 개의 정점 (Vertex)과 23 개의 관절로 이루어져 있으며 ($n_{verts} = 6,890, n_{joint} = 23$) 파라미터 $\vec{\beta}$, $\vec{\theta}$ 로 체형과 자세의 제어가 가능하고, 아래와 같은 식으로 표현된다.

$$M(\vec{\beta}, \vec{\theta}) = W(B_S(\vec{\beta}) + B_P(\vec{\theta}), J, \vec{\theta}, \mathcal{W})$$

W 는 스킨닝 (Skinning) 함수이고, B_S 는 체형의 블렌드 셰입 함수, B_P 는 자세의 블렌드 셰입 함수, J 는 관절

(Joint)의 위치, \mathcal{W} 는 블렌드 가중치 (Blend weights)이다.

체형의 경우, 다양한 체형을 가진 3,800 명의 스캔 데이터의 자세를 정규화 한 후 주성분 분석 (PCA)으로 계산되었다. SMPL의 체형의 블렌드 셰입 함수는 다음과 같이 표현된다.

$$B_S(\vec{\beta}) = M + \sum_i^n \beta_i S_i = M + \beta S$$

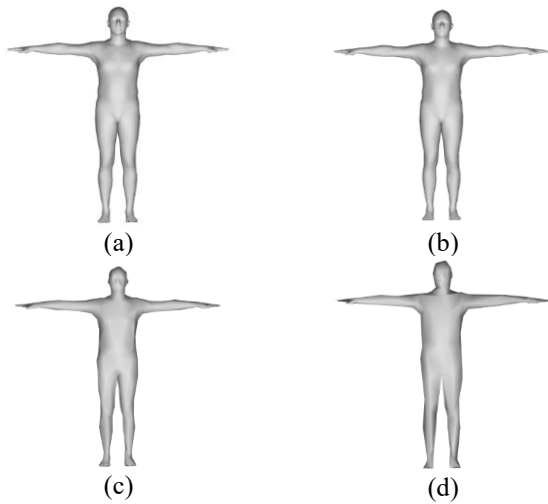
여기서 M 은 자세를 변경하지 않은(T-pose) 평균 체형의 모델을 나타내고, $\vec{\beta}$ 는 체형 파라미터이다. 주성분 분석 (PCA) 차원이 n 일 때, S_i 는 i 번째 주성분 분석 기저 (Basis)를 뜻한다.

자세의 경우, 선형 블렌드 스킨닝 (Linear Blend Skinning; 이하 LBS) 알고리즘을 사용한다. LBS 알고리즘의 선형 계산으로 인해 모델이 꼬이는 등의 오류가 발생하는 경우가 많다. SMPL 모델에서는 사실적으로 움직일 수 있도록 이러한 오류를 추정하는 자세 회귀자 (Pose regressor)가 존재한다. 자세의 블렌드 셰입 함수 B_P 는 회전행렬에 자세 회귀자를 곱한 식으로 표현된다.

체형에 따라 관절의 위치가 달라지므로 관절의 위치를 구하는 식은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$J = (J_V) \in \mathbb{R}^{3n_{joint}}$$

이 때 $J \in \mathbb{R}^{3n_{joint} \times 3n_{verts}}$ 는 관절의 위치를 추정하는 관절 회귀자 (Joint regressor)를, $V \in \mathbb{R}^{3n_{verts}}$ 는 자세를 변경하지 않은 (T-자세) 모델의 정점 위치를, 의미한다. 관절 회귀자는 비음수 최소자승법 (Non-Negative Least Square; 이하 NNLS)으로 학습된다.



(그림 1) (a)는 본래 해상도의 SMPL 모델이고, (b), (c), (d)는 메쉬 단순화 (Mesh Simplification) 기법으로 다운샘플링 한 결과. 순서대로 정점 (Vertex) 개수가 6890 개, 3000 개, 500 개, 236 개이다.

3. SMPL 모델 다운샘플링 방법 및 실험

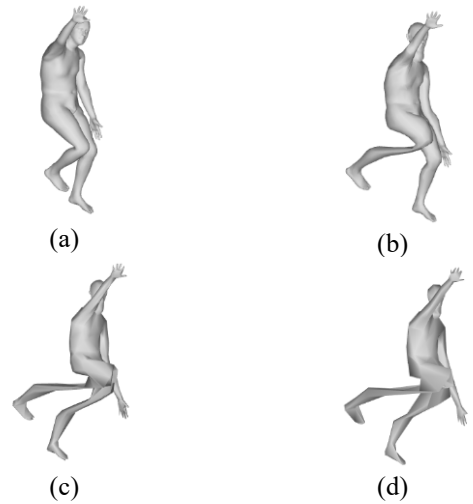
복잡한 3 차원 폴리곤 모델을 단순한 모델로 변형하기 위한 많은 메쉬 단순화 기법이 존재하며 [4][5], 이를 통해 SMPL 모델로 만들어진 메쉬의 다운샘플링이 가능하다. 우선 본래 모델의 정점 (Vertex), 면 (Face)의 쌍 (V,F)을 인덱싱한다. 그리고 설정한 개수만큼 선택된 정점으로 폴리곤 (Polygon)을 생성하여 메쉬를 재구성한다. 마지막으로 새로운 정점, 면의 쌍 (V',F')을 인덱싱하는 것이다. (그림 1)은 단순화 기법 중 하나인 메쉬 데시메이션 (Mesh decimation) 방법으로 자세를 변경하지 않은 SMPL 메쉬를 다운샘플링한 결과물을 보여준다.

SMPL 모델을 다운샘플링 하기 위해서는 메쉬 외에도 SMPL 모델의 구성요소인 체형의 주성분 분석 기저와 관절 회귀자, 그리고 자세 회귀자, 이 모두를 다운샘플링 해야 한다. 새롭게 인덱싱 된 쌍 (V',F')을 이용하여 SMPL 모델의 구성요소를 쉽게 다운샘플링 할 수 있다. 다운샘플링 된 모델의 각 정점의 인덱스에 해당하는 모든 구성요소 값을 본래 SMPL 모델에서 찾아 새로운 쌍을 생성하는 것이다.

다운샘플링 된 SMPL 모델의 구성요소를 통해 LBS를 이용한 기존 SMPL 모델과 동일한 방법으로 다운샘플링 된 모델의 자세 변경이 가능하다. 하지만 (그림 2)에서 볼 수 있듯이 기대한 것과 다른 결과물이 만들어지는 문제가 발생한다.

(그림 3)은 다운샘플링을 하기 전과 후의 관절 위치를 나타낸 것으로, 다운샘플링 후 모델의 관절 위치 추정에 오류가 생겼음을 확인할 수 있다. (그림 3)에서 (b)보다 (d)에서의 위치가 더 부정확한 것처럼 더 적은 정점의 개수로 다운샘플링 될수록 오류가 커지는 것은 물론, (b)와 같이 정점의 개수를 절반 정도로만 줄인 경우에도 관절의 위치가 확연히 잘못되었음을 볼 수 있다. 이를 통해 관절 위치 오류는 다른 경우처럼 단순히 정점의 감소로 인한 손실로 보기 어렵다.

SMPL 모델에서 정점의 위치로 관절의 위치를 추정

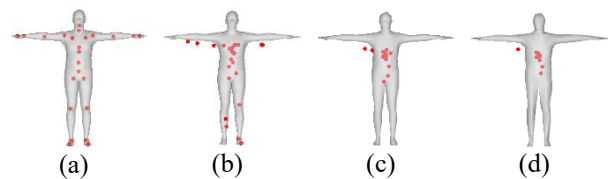


(그림 2) (a)는 본래 해상도의 SMPL 모델이고, (b), (c), (d)는 메쉬 단순화 기법으로 다운샘플링 한 후 자세를 변경한 결과. 순서대로 정점 개수가 6890 개, 3000 개, 500 개, 236 개이다.

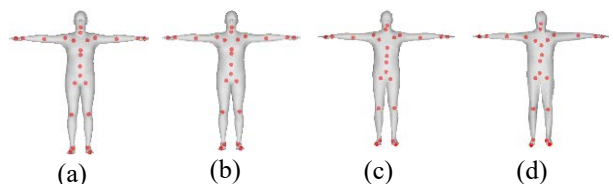
하는 관절 회귀자 학습에 모든 가중치 (Weight)가 음이 아니면서 총합을 1로 하는 NNLS 기법이 사용된다. 이를 통해 SMPL 모델은 적은 수의 정점에 해당하는 값만으로 관절의 위치 추정이 가능하다. 실제로, 공개된 SMPL 모델에서 165,360 개의 값 중 단지 236 개의 값으로 관절의 위치가 계산된다. 즉, 관절 회귀자는 희소 행렬 (Sparse matrix)로 볼 수 있으며, 일부 정점에 해당하는 인덱스에만 관절 회귀자 값이 존재하고, 나머지 인덱스에는 값이 존재하지 않는다. 또한 적은 수의 값으로 추정되어 각각의 값은 필수적인 값이다.

이와 같은 관절 회귀자의 특징 때문에 다운샘플링 과정에서 값의 손실이 발생할 가능성이 매우 크고, 그 손실이 치명적인 영향을 끼치게 되어 관절의 위치를 올바르게 추정할 수 없게 된다.

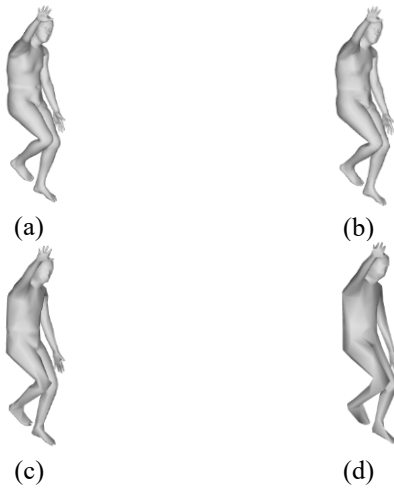
따라서 관절 회귀자를 다운샘플링 하는 경우에만 새로운 알고리즘을 적용하여 문제를 해결하는 방법을 고안하였다. 기존 SMPL 모델에서 관절 회귀자 값이 존재하는 정점 세트를 V^* 라고 하고, 다운샘플링 된



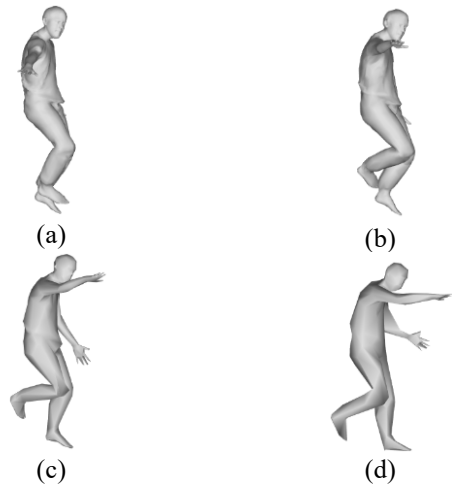
(그림 3) 메쉬 단순화 기법으로 다운샘플링 하기 전(a) 후 (b), (c), (d)의 관절 (Joint)의 위치. 순서대로 정점 개수가 6890 개, 3000 개, 500 개, 236 개이다.



(그림 4) 새로운 방법으로 다운샘플링 하기 전(a) 후 (b), (c), (d)의 관절의 위치. 순서대로 정점 개수가 6890 개, 3000 개, 500 개, 236 개이다.



(그림 5) (a)는 본래 해상도의 SMPL 모델이고, (b), (c), (d)는 새로운 방법으로 다운샘플링 한 후 자세를 변경한 결과. 순서대로 정점 개수가 6890 개, 3000 개, 500 개, 236 개이다.



(그림 6) (a)는 본래 해상도의 SMPL 모델이고, (b), (c), (d)는 새로운 방법으로 다운샘플링 한 후 자세를 변경한 결과. 순서대로 정점 개수가 6890 개, 3000 개, 500 개, 236 개이다.

모델의 정점 세트를 V' 라 하자. V' 에서 V^* 의 각 정점과 가장 가까운 정점을 찾아 일대일 대응시킨다 (V^*, V'). 새로운 알고리즘은 V^* 에 해당하는 관절회귀자 값을 앞서 일대일 대응된 V' 인덱스의 관절회귀자 값에 넘겨주는 것이다. 이 방법을 적용하면 다운샘플링 후에도 관절 회귀자 값의 손실 없이, 236 개로 유지된다. SMPL 모델의 관절 회귀자 값이 236 개이므로 정점 개수가 최소 236 개인 경우까지 다운샘플링이 가능하다.

4. 정성적 평가

새로운 방법을 적용하여 다운샘플링 한 후 관절의 위치를 추정된 결과는 (그림 4)와 같고, 올바르게 추정됨을 알 수 있다. (그림 5)는 다운샘플링 한 모델의 자세를 SMPL 모델과 동일하게 LBS 를 이용하여 변경한 결과이며, (그림 5)의 (d)는 다운샘플링이 가능한 정점의 최소 개수인 236 개인 경우이다. 모든 경우에서 생각한 것과 같은 결과가 출력됨을 확인할 수 있다. (그림 6)에서는 여러 해상도의 SMPL 모델을 다양한 연속적인 자세로 변경할 수 있으며, 그 결과가 자연스러운 움직임으로 출력되는 것을 볼 수 있다. 이로써 SMPL 모델이 성공적으로 다운샘플링 되었음을 확인할 수 있다.

5. 결론 및 고찰

본 논문에서는 기존의 메쉬 단순화 기법으로 다운샘플링 할 경우의 문제점을 다루고, 이를 해결하는 간단하고 효과적인 다운샘플링 방법을 제안하였다.

기존의 메쉬 단순화 기법으로 다운샘플링 된 모델의 자세를 변경하면 문제가 발생한다. SMPL 모델의 관절 회귀자 학습에 NNLS 방법을 사용하여 적은 수의 정점만으로 관절을 추정한다. 이 때문에 다운샘플링 과정에서 관절 회귀자의 필수적인 값이 손실되어 관절의 위치를 올바르게 추정할 수 없게 된다.

따라서 다운샘플 된 모델의 정점에서 관절 회귀자 값이 존재하는 각각의 정점과 가장 가까운 정점을 찾고, 관절 회귀자 값을 넘겨주는 알고리즘을 제안하였

다. 이를 적용하면 관절 회귀자 값의 개수가 유지되며, 관절의 위치가 올바르게 추정된다. 기존의 방법에서 관절 회귀자를 다운샘플링하는 경우에만 이 알고리즘을 적용하여 다운샘플링 된 모델의 자세를 변경하였을 때, 자연스러운 결과가 나오는 것을 보였다. 또한, 설정할 수 있는 최소 정점 개수인 236 개인 경우에도 문제없이 수행됨을 보였다.

본 논문에서 제안한 다운샘플링 방법을 이용하면 여러 해상도의 SMPL 모델을 쉽게 사용 가능하고, 이는 3 차원 컴퓨터 그래픽 기술 발전 및 어플리케이션 개발에 도움이 될 것이다.

ACKNOWLEDGMENT

이 성과는 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (No. 2022R1F1A1068704).

참고문헌

- [1] G. Pavlakos, V. Choutas, N. Ghorbani, T. Bolkart, A. A. A. Osman, D. Tzionas, and M. J. Black, "Expressive body capture: 3d hands, face, and body from a single image," in Proceedings IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2019, pp. 10 975–10 985.
- [2] J. Romero, D. Tzionas, and M. J. Black, "Embodied hands: Modeling and capturing hands and bodies together," ACM Transactions on Graphics, vol. 36, no. 6, Nov. 2017.
- [3] M. Loper, N. Mahmood, J. Romero, G. Pons-Moll, and M. J. Black, "SMPL: A skinned multi-person linear model," ACM Transactions on Graphics, vol. 34, no. 6, pp. 1–16, 2015.
- [4] P. Cignoni, C. Montani, and R. Scopigno, "A comparison of mesh simplification algorithms," Computers & Graphics, vol. 22, no. 1, pp. 37–54, 1998.
- [5] W. J. Schroeder, J. A. Zarge, and W. E. Lorensen, "Decimation of triangle meshes," in Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques, 1992, pp. 65–70.