

간략화 메쉬의 품질 향상을 위한 역전파 기반 최적화 방법

정동원¹ · 강봉구¹ · 권순조² · 김형기^{1*}

¹전북대학교 컴퓨터인공지능학부, ²국립금오공과대학교 기계시스템공학과

Backpropagation-Based Optimization Method for Quality Improvement of Simplified Meshes

Dongwon Jeong¹, Bonggu Kang¹, Soonjo Kwon², and Hyungki Kim^{1*}

¹Dept. of Computer Science and Artificial Intelligence/CAIT, Jeonbuk Nat'l Univ.

²Dept. of Mechanical System Engineering, Kumoh Nat'l Institute of Technology

Received 24 September 2023; received in revised form 24 October 2023; accepted 24 October 2023

ABSTRACT

Triangle mesh is a common method in 3D computer graphics for representing an object's 3D shape using vertex and triangle connectivity information on its surface. However, representing the shape in high resolution often requires many triangles, resulting in increased computational complexity and storage requirements. Mesh simplification aims to reduce the number of vertices and triangles while minimizing shape information loss between the original mesh and the simplified mesh. Existing methods typically rely on algorithms that iteratively remove vertices or edges, potentially damaging shape information in specific areas, which varies depending on the simplification criteria. In this paper, we introduce a backpropagation-based optimization method to restore damaged shape information during mesh simplification. By setting the simplified mesh as the initial mesh and optimizing the offset vector for mesh transformation, we minimize the distance between the sampled point cloud from the deformed mesh and the original mesh. We conducted experiments on the TOSCA dataset and compared the shape similarity between the results from QEM and ours. Results showed up to 6.36%, 7.7%, and 54.56% improvements in Chamfer distance, forward and backward point cloud-mesh distances, respectively. Our experiments demonstrate that our approach effectively restores shape information without altering the number of triangles.

Key Words: Differentiable sampling, mesh simplification, optimization, triangle mesh

1. 서 론

3D 컴퓨터 그래픽스에서 물체의 3차원 형상을 표현하기 위한 방법으로 폴리곤 메쉬, 점군, 복셀

등이 있다. 그 중 폴리곤 메쉬는 정점들로 이루어진 다각형을 통해 형상을 표현한다. 삼각 메쉬는 모델을 구성하는 다각형이 삼각형인 폴리곤 메쉬를 말하며, 다른 다각형을 사용하는 것보다 효율적인 렌더링이 가능하다. 그로 인해 많은 응용 분야에서 삼각 메쉬를 통해 물체의 형상을 표현하고 있지만, 복잡한 형상을 표현하기 위해서는 필연적

*Corresponding Author, hk.kim@jbnu.ac.kr

©2023 Society for Computational Design and Engineering

으로 많은 수의 정점 및 삼각형으로 모델을 구성해야 한다는 한계가 있다.

현실에 존재하는 물체를 삼각 메쉬와 같은 디지털의 형태로 획득하는 기법을 3D 재구축이라 하며, 그 과정은 일반적으로 다음과 같다. 먼저 3D 스캐닝 기술을 통해 물체에 대한 점군을 생성하고, poisson surface reconstruction 등과 같은 알고리즘을 통해 해당 점군을 구성하는 점들을 정점으로 가지는 삼각 메쉬를 생성한다.^[1] 고가의 3D 스캐너를 사용하여 고해상도의 점군을 획득하면 높은 품질의 삼각 메쉬를 생성할 수 있지만, 물체의 형상을 표현하는데 다량의 정점이 필요하다. 이러한 경우 물체의 형상을 상세하게 표현할 수 있지만 렌더링 과정에서의 높은 계산 복잡도와 느린 전송 속도 등으로 인해 응용 분야에 곧바로 사용하기 어렵다는 단점이 있다. 따라서, 일반적으로 추가적인 후처리를 통해 응용에 적절한 형태의 삼각 메쉬를 생성한 뒤 사용한다.

메쉬 간략화란, 메쉬가 기존에 표현하고 있는 물체의 형상을 최대한 손상시키지 않으면서 메쉬를 구성하고 있는 정점, 간선, 다각형의 수를 줄이는 과정을 말한다. 메쉬 간략화를 거친 메쉬는 원본 메쉬보다 경량화 되어 전송에 대한 제약이 줄어들고, 기존보다 적은 비용으로 렌더링을 수행할 수 있다. 이러한 메쉬 간략화 기술은 고해상도 3D 스캐닝을 통해 생성한 메쉬에 대한 후처리나, 다양한 레벨의 디테일을 가지는 메쉬들을 준비하여 렌더링 속도를 높이는 기술인 LOD(Level of Detail)와 같이 3D 컴퓨터 그래픽스 분야에서 널리 활용된다.^[2]

그러나 사용자가 직접 간략화를 수행하는 수동 메쉬 간략화의 경우, 복잡한 형상일수록 시간이 많이 소요된다. 또한, 사용자마다 기준이 다르기 때문에 동일한 모델의 간략화 결과가 달라질 수 있다. 이러한 문제점을 해소하기 위해, 특정한 알고리즘이나 필터링 기법을 통해 간략화를 자동으로 수행하는 방법에 관한 연구들이 진행되어 왔다.^[3-15]

자동화된 메쉬 간략화 방법들은 수동 간략화에 비해 빠르고 일관된 간략화 성능을 보인다. 그러나 해당 연구들은 원본의 전역적인 형상을 우선적으로 고려하여 간략화를 수행하기 때문에, 간략화 목표 삼각형의 수를 낮게 설정할수록 지역적인 부분에서는 원본의 형상이 많이 손상된다는 단점이 있다.

한편, 최근에는 미분 가능한 렌더러^[16]를 활용한 메쉬 간략화 기법도 연구되었다. 미분 가능한 렌더러는 미분이 불가능한 전통적인 렌더링 파이프라인을 확률 분포를 통해 미분이 가능하도록 한 렌더러이다. 미분 가능한 렌더러를 간략화에 적용함으로써, 이미지 간의 손실을 역전과 알고리즘을 통해 정점의 이동에 직접적으로 반영할 수 있게 되었다.

본 연구에서는 간략화 과정에서 손상된 원본 형상 정보를 복원하는 역전과 알고리즘 기반 최적화 방법을 제안한다. 제안한 방법은 삼각형의 수를 추가적으로 줄이거나 늘리는 것이 아닌, 정점들의 위치를 역전과 알고리즘을 통해 재조정하여 손실함을 최소화한다. 이를 통해 기존의 간략화 방법으로 얻은 메쉬와 정점 및 삼각형의 수는 동일하면서 원본의 형상을 더욱 잘 표현하는 메쉬를 얻을 수 있다. 또한, 제안한 방법은 기존의 메쉬 최적화 방법^[18,19]들과 달리 역전과 알고리즘을 통해 최적화를 수행하므로 미분 가능한 렌더러와 함께 적용이 가능하다. 이를 통해 기존 미분 가능한 렌더러 기반 형상 복원 연구들에서 주로 정규항의 역할만 수행하는 기하학적 정보를 최적화 과정에 직접적으로 반영되도록 할 수 있다.

2. 관련 연구

2.1 알고리즘 기반 메쉬 간략화 기법

알고리즘 기반 메쉬 간략화 방법은 특정 알고리즘에 기반하여 반복적(iterative)으로 간략화를 수행한다. 이때, 메쉬의 형상을 최대한 해치지 않도록 매 단계에서 최선의 선택을 하는 탐욕 알고리즘(greedy algorithm)을 기반으로 수행된다.

Vertex decimation^[3,4] 및 vertex clustering^[5,6] 방식은 정점의 수를 줄여 나가는 알고리즘을 통해 간략화를 수행한다. 그 중 vertex decimation 방식은 삭제 후에 원본 형상에 손실이 최소가 되는 정점들을 선택하여 제거한 후, 재삼각화(retriangulation)를 거쳐 정점이 삭제되면서 생긴 구멍을 제거한다. Vertex clustering 방식은 클러스터링을 통해 유사한 특징을 지닌 정점들을 그룹화한 후, 각 클러스터를 대표하는 정점들만으로 메쉬를 구성하여 정점의 수를 줄인다.

Edge collapse 방식^[7-9]은 이전 방법들과 달리 삼각형을 구성하는 간선의 수를 줄여 나가는 방식으

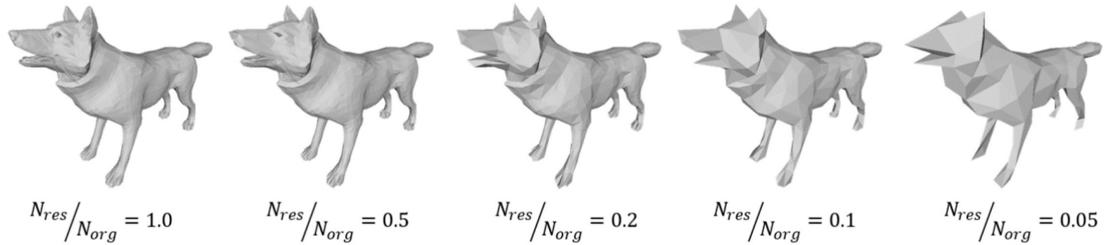


Fig. 1. QEM simplification result. N_{res} is the number of triangles of result mesh, N_{org} is the number of triangles of original mesh. Most left is original mesh and most right is simplified mesh with 0.05 ratio

로 간략화를 수행한다. 먼저 메쉬를 구성하고 있는 간선들 중 길이, 에러 메트릭, 이면각(dihedral angle) 등을 기준으로 제거할 간선들을 선택한다. 이후 선택된 간선들에 대해 간선을 구성하는 두 정점을 적절한 하나의 위치에 병합한다. QEM(Quadric Error Metric)^[9]은 대표적인 edge collapse 방식 간략화 기법 중 하나로, 간선별로 해당 간선을 구성하는 정점들의 quadric error를 통해 계산된 비용이 최소가 되는 간선을 선택하여 제거해 나간다. QEM은 aggregation 단계의 작동 여부에 따라 원본 토폴로지를 유지하거나, 토폴로지를 유지하지 않는 대신 형상을 더 정확하게 나타내도록 사용자가 설정할 수 있다. QEM은 현재 여러 응용 분야에서 널리 사용되고 있는 간략화 기법 중 하나로, 딥러닝 기반 방법들을 포함한 기존 간략화 연구들 중 가장 높은 성능을 보이면서 원본 토폴로지를 유지할 수 있다.

앞서 언급한 방법들은 간략화 목표 삼각형의 수가 낮아질수록 전체적인 형상을 보존하기 위해 형상의 손실이 일어나게 되며, 손실 정도는 사용된 방법론이나 형상의 특정 부분마다 달라질 수 있다. Fig. 1은 TOSCA^[10] 데이터셋에 대한 QEM 간략화 결과로, 간략화가 진행될 수록 메쉬의 단말 부위에서 형상 손실이 발생하는 것을 볼 수 있다.

2.2 딥러닝 기반 메쉬 간략화 기법

최근에는 인공지능망을 활용한 딥러닝 기반 메쉬 간략화 기법^[11,12]에 관한 연구들이 진행되고 있으나, 메쉬로부터 특징을 추출하는 널리 받아들여지는 방법이 아직 존재하지 않고, 토폴로지를 다루는 방법들도 각 연구마다 다양하게 제안되고 있는 상황이다.

Hasselgren et al.의 연구^[11]에서는 미분 가능한 렌더러를 활용해 원본 메쉬를 렌더링 한 레퍼런스

이미지와 가시적인 차이를 최소화하는 메쉬 및 텍스처를 동시에 최적화한다. 이를 통해 실제 응용 분야에서 적용되었을 때 사용자가 외관의 차이를 적게 느끼도록 하는 메쉬를 생성할 수 있다.

Potamias et al.의 연구^[12]에서는 그래프 신경망을 활용하여 학습이 가능한 메쉬 간략화 방법을 제안하였다. 먼저 point sampler를 통해 물체의 형상을 손상시키지 않는 정점들을 선정하고, edge predictor에서 해당 정점 사이의 연결 여부를 예측한다. 최종적으로 face classifier를 거쳐 삼각형이 최종 메쉬에 존재할 확률을 구한다.

두 연구 모두 딥러닝을 접목한 새로운 메쉬 간략화 기법을 제안하여 높은 성능을 보였으나, 기존 알고리즘 기반 간략화 기법과 마찬가지로 목표 삼각형의 수를 낮게 설정했을 때 원본 형상에 대한 손상이 나타난다.

본 연구에서는 위와 같은 문제를 해결하고자 간략화 이후 정점의 위치를 최적화 기법으로 조정함으로써 손실된 형상 정보를 복원한다. 간략화된 메쉬와 원본 메쉬 간 유사도 측정 값을 손실함수로 사용하고, 역전파 알고리즘을 통해 간략화 수행 중 손상된 원본 메쉬의 형상 차이를 최소화하는 방향으로 정점의 위치를 조정하는 방식으로 복원을 수행한다. 본 연구에서 제안한 방법은 특정 간략화 방법에 종속적이지 않으므로 기존의 간략화 방법들의 후처리 과정으로서 범용적으로 활용될 수 있다.

2.3 메쉬 최적화 기법

Hasselgren et al.의 연구와 같이 최적화 기법을 메쉬에 적용하는 연구는 오래 전부터 진행되어 왔다. Hoppe et al.의 연구^[18]는 최적화를 통해 정점의 위치를 조정함으로써 초기 메쉬를 변형하여 원하는 형상에 수렴시키는 방법을 제안하였다. 이

때, conjugate gradient 방법을 통해 에너지 함수를 최소화하는 정점의 위치를 최적화한다. Nealen et al.의 연구^[19]는 라플라시안 스무딩 기법을 통해 메쉬 최적화를 수행하였다. 이때, 누적 밀도 함수를 활용해 가중치를 다르게 적용함으로써 불필요한 노이즈는 제거하고 중요한 특징은 보존할 수 있도록 설계하였다. 이렇듯 메쉬 최적화는 원하는 목적에 따라 손실함수를 다르게 설계하여 원하는 메쉬를 얻는다.

그러나 이러한 메쉬 최적화 연구들은 대부분 역전과 알고리즘을 기반으로 설계되지 않아 다른 역전과 기반 메쉬 간략화 기법에 적용하는 데 어려움이 있다. 본 연구에서는 Hoppe et al.의 연구에서 제안한 방법과 같이, 원본 형상과 가장 유사하도록 하는 정점의 위치를 최적화를 통해 학습한다. 그러나 본 연구에서 제안한 방법은 기존 메쉬 최적화 기법들과 달리 역전과 알고리즘을 통해 최적화를 수행하므로, Hasselgren et al.의 연구에서 사용한 미분 가능한 렌더러와 같이 역전과 기반의 방법과 통합하는 것이 가능하다. 이를 통해 미분 가능한 렌더러만 사용할 경우에는 최적화에 직접적으로 반영되지 않던 형상 유사도 지표들도 최적화 과정에 직접적으로 반영될 수 있다. 이러한 확장을 통해 간략화 성능 향상을 기대해 볼 수 있다.

2.4 메쉬 간 유사도 측정 지표

기존 메쉬 간략화 관련 연구들에서는 결과 메쉬와 원본 메쉬 사이의 유사도를 통해 간략화 성능을 측정한다. 이러한 연구들에서는 두 메쉬 사이의 유사도를 측정하기 위해, 결과 메쉬 또는 원본 메쉬로부터 샘플링을 수행하여 점군을 획득한 다음 거리를 계산한다.

챔퍼 거리는 점군 사이의 유사도 측정 지표로, 점군에 속한 각 점과 가장 가까운 상대 점군의 점 사이의 거리의 평균으로 계산된다. 점군-메쉬 거

리는 점군과 메쉬 사이의 유사도 측정 지표로, 점군에 속한 각 점에서 가장 가까운 삼각형까지의 거리의 평균을 계산한다. 두 지표 모두 메쉬에 적용할 시 점군 샘플링 과정에서 원본 메쉬가 가지고 있던 형상 정보가 훼손될 수 있지만, 점군-메쉬 거리는 챔퍼 거리와 달리 샘플링을 하나의 메쉬에 대해서만 수행한다. 이로 인해 원본 메쉬의 형상을 보존하면서 계산이 가능하다는 장점이 있다.

앞서 언급한 두 지표들은 메쉬에 대해 사용하기 위해서는 먼저 각각의 메쉬로부터 점군을 샘플링하는 과정이 필요하다. 그러나 이를 위해 일반적으로 사용되는 유니폼 랜덤 샘플링은 연산 과정이 미분 불가능하기 때문에, 역전과 알고리즘을 적용한 최적화가 불가능하다.

따라서 본 연구에서는 역전과가 가능한 메쉬 유사도 지표 계산을 위해 무게중심 샘플링 방법을 활용하였다. 무게중심 샘플링은 메쉬를 구성하는 각 삼각형의 무게중심점들로 구성된 점군으로 생성한다. 이 방법을 통해 특정 삼각형이 형상의 유사도에 미치는 영향을 미분 가능한 연산으로 측정할 수 있다. 결과적으로, 전체 프로세스에서 역전과 알고리즘을 적용할 수 있게 된다.

3. 제안 방법

3.1 간략화 메쉬의 형상 복원 최적화 방법

본 연구에서 제안하는 간략화 결과 메쉬의 원본 형상 복원을 위한 최적화 과정은 Fig. 2와 같다. 먼저 입력 메쉬 M_{org} 에 대해 기존의 간략화 기법으로 간략화를 수행하여 초기 메쉬 M_{src} 를 얻는다. 이후 미리 지정한 횟수만큼 다음과 같은 과정을 반복하여 초기 메쉬의 오프셋 벡터에 대해 최적화를 수행한다. 1. 현재 메쉬 M_{src} 에 정점 오프셋 벡터를 더하여 변형된 메쉬 M_{def} 을 얻는다. 2. M_{def} 와 원본 메쉬 M_{org} 사이의 손실함수를 계산한다. 3. 역

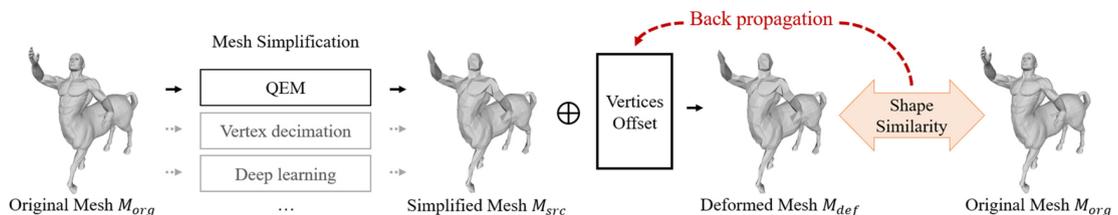


Fig. 2. Overview of the proposed optimization framework. We optimize the offset vector of vertices by minimizing shape difference between deformed mesh and original mesh

전과 알고리즘을 통해 원본 메쉬와 오차가 최소가 되는 오프셋 벡터를 학습시킨다. 최적화가 완료된 후에는 결과 오프셋 벡터를 초기 메쉬 M_{src} 에 더하여 결과 메쉬 M_{res} 를 얻는다.

3.2 미분 가능한 샘플링

M_{def} 과 M_{org} 사이의 메쉬 거리를 계산하기 위해서는 샘플링을 통해 점군을 획득해야 한다. 이를 위해 유니폼 랜덤 샘플링을 사용할 경우, 다음과 같은 과정을 통해 점군이 생성된다.

1) 메쉬를 구성하는 삼각형의 면적을 기준으로 누적분포를 생성한다. 2) 0 이상, 전체 면적 이하의 랜덤한 수에 대해 해당 범위에 속하는 삼각형을 선택한다. 3) 해당 삼각형 내에서 균일하면서 랜덤한 위치에 점을 샘플링한다. 4) 목표 점 개수에 도달할 때까지 2단계와 3단계를 반복한다.

상기한 과정 중 2, 3단계에서 사용한 난수 생성은 미분이 불가능한 연산이기 때문에, 역전과 알고리즘을 적용하지 못하므로 최적화 프로세스에서 사용할 수 없다. 기존의 3D 형상을 다루는 연구들^[12,17,20]에서는 해당 문제를 해결하기 위해 샘플링을 수행하는 딥러닝 네트워크를 설계하여 미분이 가능하도록 하였다.

본 연구에서는 미분이 가능한 샘플링 방법 가운데 무계중심 샘플링을 사용하여 점군을 생성한다. 무계중심 샘플링을 통해 생성된 점군은 입력 메쉬의 각 삼각형에 대한 무계중심 좌표를 이용하여 점군을 형성한다. 삼각형 하나 당 하나의 점만 사용하므로, 샘플링 결과 점군을 구성하는 점의 수는 입력 메쉬의 삼각형 수와 동일하다. 이러한 점군법은 기존의 유니폼 랜덤 샘플링과는 달리, 미분 가능한 연산을 허용함으로써 역전과 알고리즘을 이용한 최적화에 적합하다. 더욱이, 딥러닝을 포함한 다른 미분 가능한 샘플링 방법들과 비교했을 때 낮은 계산 복잡도를 가지면서도 각 점이 원래의 삼각형을 충분히 대표할 수 있다는 장점이 있다. 이러한 무계중심 샘플링의 특성을 고려하여, 본 연구에서는 최적화 프로세스에서 사용할 미분 가능한 샘플링 방법으로 무계중심 샘플링을 선정하였다.

3.3 손실 함수

본 연구에서 제안하는 손실함수 L 은 다음과 같다.

$$L = \frac{1}{2} [\mathcal{D}_{PMD}(P_{def}, M_{org}) + \mathcal{D}_{PMD}(P_{org}, M_{def})] + \lambda \mathcal{D}_{CD}(S_{def}, S_{org}) \quad (1)$$

P_{def} 와 P_{org} 는 각각 M_{def} 과 M_{org} 로부터 무계중심 샘플링을 통해 생성한 무계중심 점군이며, S_{def} 와 S_{org} 는 각각 M_{def} 과 M_{org} 로부터 유니폼 랜덤 샘플링을 통해 생성한 점군이다. $\mathcal{D}_{PMD}(P, M)$ 은 점군 P 과 메쉬 M 사이의 점군-메쉬 거리 연산이며, 다음과 같이 계산된다.

$$\mathcal{D}_{PMD}(P, M) = \sum_{x \in P} \min_{t \in M} d(x, t) + \sum_{t \in M} \min_{x \in P} d(x, t) \quad (2)$$

$d(x, t)$ 는 점 x 와 삼각형 t 사이의 최단 거리로, 계산은 다음과 같이 이루어진다.

$$d(x, t) = \min(\|x - a\|_2^2, \|x - b\|_2^2, \|x - c\|_2^2, d_{ab}, d_{bc}, d_{ca}, d_H) \quad (3)$$

삼각형 t 의 각 꼭지점을 a, b, c 로, 각 변을 ab, bc, ca 이라고 한다. H 는 점 x 에서 삼각형 t 의 평면 Π 에 내린 수선의 발이며, d_H 는 점 x 에서 점 H 까지의 거리이다. d_{ab}, d_{bc}, d_{ca} 는 점 x 에서 각 변을 연장한 직선에 내린 수선의 발까지의 거리이다. 이때, $d_{ab}, d_{bc}, d_{ca}, d_H$ 는 수선의 발이 삼각형 위에 있지 않

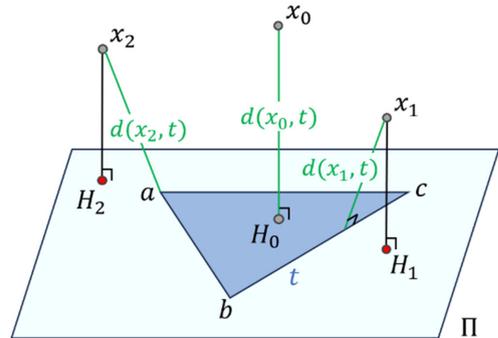


Fig. 3. Examples of $d(x, t)$. In the case of x_0 , H_0 - which is the foot of perpendicular to plane Π - lies within t . Therefore, $d(x_0, t)$ is the distance between x_0 and H_0 . For x_1 and x_2 , H_1 and H_2 lie outside of t , so $d(x_1, t)$ is the shortest distance between x_1 and bc , and $d(x_2, t)$ is distance between x_2 and a

다면, 해당 거리는 무한대로 간주되어 $d(x, t)$ 계산 시 제외된다. 각 상황에 대한 $d(x, t)$ 의 예시는 Fig. 3과 같다.

식 (1)에서 사용된 $D_{CD}(S_1, S_2)$ 는 두 점군 S_1, S_2 사이의 챔퍼 거리이며, 다음과 같이 계산된다.

$$D_{CD}(S_1, S_2) = \sum_{x \in S_1} \min_{y \in S_2} \|x - y\|_2^2 + \sum_{y \in S_2} \min_{x \in S_1} \|x - y\|_2^2 \quad (4)$$

2.3절에서 언급한대로, 두 입력 메쉬에 대해 챔퍼 거리를 계산하기 위해서는 두 메쉬 모두 샘플링을 수행하여 점군을 생성해야 하며, 이 과정에서 입력으로 사용된 두 메쉬의 형상 정보가 손실될 수 있다. 이와 달리 점군-메쉬 거리는 샘플링을 하나의 메쉬에 대해서만 수행하므로 비교 대상 메쉬에 대한 형상을 보존할 수 있다. 따라서 본 연구에서는 두 메쉬 사이의 손실함수 설계 시 챔퍼 거리보다 점군-메쉬 거리가 적합하다고 판단하고, 오프셋 벡터가 적용된 M_{def} 과 M_{org} 사이의 메쉬 거리를 손실함수로 사용한다. 이때, M_{def} 에 대한 무계중심 샘플링을 통해 얻은 P_{def} 부터 M_{org} 까지의 거리와, M_{org} 에 대한 무계중심 샘플링을 통해 얻은 P_{org} 부터 M_{def} 까지의 거리의 평균을 사용한다. 두 거리의 평균을 사용함으로써 두 메쉬 각각 형상 정보가 손실되지 않은 상태에서 계산된 값을 사용할 수 있도록 하였다.

또한 본 연구에서는 최적화 과정에서 의도치 않은 형상의 손실을 최소화하기 위해, 두 메쉬 각각에 대해 유니폼 랜덤 샘플링을 통해 생성한 점군 사이의 챔퍼 거리 또한 손실함수에 반영하였다. 이는 적은 수의 삼각형을 초기 메쉬로 최적화를 수행 시, 무계중심 점군의 낮은 해상도로 인해 점군-메쉬 거리 계산 도중 발생할 수 있는 노이즈로부터 강인할 수 있도록 규제항의 역할을 수행한다.

4. 실험

4.1 실험 환경

본 연구에서는 실험을 위해 TOSCA 데이터셋^[10]을 활용하였다. TOSCA는 9개의 클래스로 구분되는 80개의 형상에 대한 고해상도(약 50,000개의 정점) 메쉬들로 구성된 데이터셋이다. TOSCA 데

이터셋을 구성하는 메쉬들은 각 클래스별로 형상의 크기가 다르기 때문에, 정확한 성능의 평가를 위해 미리 모든 메쉬에 대해 정규화를 수행한 뒤 실험을 진행하였다. 정규화는 모든 메쉬들의 중심을 원점에 위치하도록 이동하고, 모든 정점의 좌표가 $[-1, 1]$ 의 범위를 가지도록 스케일링 하여 수행되었다.

본 연구에서 제안한 최적화 방법은 Pytorch3D^[21]를 통해 구현되었다. Pytorch3D는 Meta Platforms, Inc.에서 관리 중인 3D 데이터의 딥러닝을 위한 오픈소스 라이브러리로, 다양한 3D 데이터에 대해 GPU를 통한 미분이 가능한 연산들을 지원하며, 해당 연산들에 대한 자동 미분(Autograd)을 제공한다. 실험 시 학습률은 0.1, 모멘텀은 0.9로 설정하였으며, SGD 옵티마이저를 통해 1000회 반복하여 최적화를 수행하였다. 이때, λ 는 1.0을 사용하였고, 챔퍼 거리 규제항을 계산하기 위한 점군 생성 시 유니폼 랜덤 샘플링으로 50,000개의 점을 샘플링하였다.

4.2 평가 지표

본 연구에서는 기존 메쉬 간략화 연구 중 가장 높은 성능을 보이는 QEM 간략화 결과 메쉬와 제안한 방법을 통해 QEM 결과로부터 원본 형상을 복원한 메쉬 각각의 원본 형상과의 유사도를 측정하였다. 이때, 형상 유사도 지표로는 챔퍼 거리(CD), 두 개의 점군-메쉬 거리(FPMD, BPMD)를 사용하였다. 각 지표는 모두 형상의 차이가 클수록 값이 크고, 형상의 차이가 적을수록 값이 작다.

CD, FPMD, BPMD 세개의 유사도 지표의 계산을 위해, 먼저 결과 메쉬 M_{res} 와 원본 메쉬 M_{org} 각각에 대해 유니폼 랜덤 샘플링을 수행하여 50,000개의 점으로 구성된 점군 P_{res} 와 P_{org} 를 얻는다. 두 메쉬와 샘플링을 통해 획득한 두 점군을 입력으로, CD는 $D_{CD}(P_{res}, P_{org})$, FPMD는 $D_{PMD}(P_{res}, M_{org})$, BPMD는 $D_{PMD}(P_{org}, M_{res})$ 으로 계산된다.

성능 평가를 위한 유사도 계산 시에는 점군을 생성하기 위한 샘플링 과정은 미분 가능하지 않아도 된다. 따라서 형상 정보를 더 많이 유지하며 유사도를 측정할 수 있도록 기존 연구들과 동일하게 유니폼 랜덤 샘플링을 통해 50,000개의 점으로 구성된 고해상도의 점군을 생성하였다. 또한, 간략화 정도에 따른 유사도의 차이를 관찰하기 위해 원본 메쉬 대비 간략화된 메쉬의 삼각형의 수가

0.05배, 0.1배, 0.2배, 0.5배인 경우들에 대해 각각 유사도를 측정하였다.

4.3 실험 결과

실험 결과는 Table 1과 같으며, 각 지표는 80개의 전체 데이터에 대한 유사도의 평균값이다. 향상 비율 (improvement ratio)는 QEM 대비 제안한 방법의 유사도 향상 비율이며, $(QEM - Proposed) / QEM \times 100$ 으로 계산된다. 간략화 결과 삼각형의 수를 가장 낮게 설정한 0.05배의 향상 비율을 보면, QEM 결과 메쉬보다 CD는 약 6.36%, FPMD는 약 7.70%, BPMD는 약 54.56% 유사도가 증가한 것을 볼 수 있다. 반면, 가장 높게 설정한 0.5배의 경우에는 CD는 약 0.02%, FPMD는 약 -0.42%, BPMD는 약 0.69%로 유사도가 매우 근소한 향상을

을 보이거나 근소하게 하락하였다. 이를 통해 간략화 결과 메쉬의 삼각형 수가 적을수록, 본 연구에서 제안한 방법을 통해 획득한 메쉬가 QEM 결과 메쉬보다 원본 메쉬와의 유사도가 높은 경향을 보이는 것을 알 수 있다. 반대로, 간략화 목표 삼각형의 수가 많을수록 QEM과 비교하여 제안한 방법으로 유의미한 유사도 향상을 보이지 못하였다. 이는 간략화 결과 메쉬 삼각형의 수가 낮게 설정될수록 QEM 간략화 과정에서 손상되는 형상 정보는 줄어들기 때문에 복원 성능 또한 감소한 것으로 볼 수 있다.

Fig. 4, Fig. 5는 0.05배로 QEM을 통해 간략화를 수행한 형상과 제안 방법의 결과 형상 간의 정성적인 비교 결과이다. Fig. 4는 각 결과 메쉬와 원본 메쉬 사이의 부호 있는 거리를 측정하고 가시

Table 1. Quantitative comparison between QEM and proposed method. N_{res} is the number of triangles of result mesh, N_{org} is the number of triangles of original mesh. In each case, the best method is highlighted in bold. Except improvement ratio, all numbers in the table are multiplied by 10^5

Method	$N_{res}/N_{org} = 0.05$			$N_{res}/N_{org} = 0.1$			$N_{res}/N_{org} = 0.2$			$N_{res}/N_{org} = 0.5$		
	CD	FPMD	BPMD	CD	FPMD	BPMD	CD	FPMD	BPMD	CD	FPMD	BPMD
QEM	3.76	3.03	3.20	3.32	1.63	1.48	3.21	0.85	0.98	3.16	0.56	0.80
Proposed	3.52	2.79	1.45	3.26	1.58	1.02	3.19	0.84	0.86	3.16	0.56	0.79
Improvement Ratio (%)	6.36	7.70	54.56	1.79	3.13	30.87	0.51	1.17	11.4	0.02	-0.42	0.69



Fig. 4. Visualization of signed distance between each result ($N_{res}/N_{org} = 0.05$) and original mesh. Upper row is the QEM result, Lower is the result of the proposed method. Red and blue areas denote regions far from the original mesh, signifying damaged shape. Green areas indicate close proximity to the original shape, showing minimal deviation

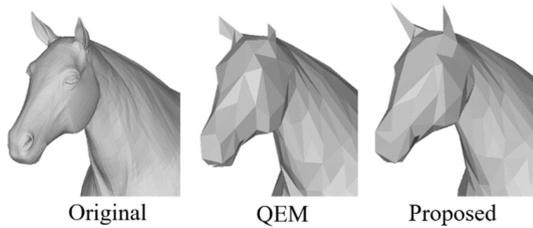


Fig. 5. Qualitative comparison between QEM and proposed method

화한 결과로, 단말 부위에서 원본 메쉬까지의 거리가 QEM 결과에 비해 줄어든 것을 확인할 수 있다. Fig. 5는 QEM 수행 시 가장 형상이 많이 손상된 부분(e.g., 단말 부위)을 확대한 모습으로, 제안한 방법을 통해 QEM 간략화 수행 중 손상된 형상을 일부 복원하는 것이 가능함을 확인할 수 있다. Fig. 4, Fig. 5를 통해 삼각형의 수를 늘리지 않고 정점의 이동만으로 QEM 수행 과정에서 손상된 형상을 일부 복원할 수 있음을 확인할 수 있다.

추가적으로, 본 연구에서는 챔퍼 거리 규제항의 유무에 따른 유사도를 확인하였으며, 이에 대한 정량적인 비교 결과는 Table 2와 같다. 해당 표에서 향상 비율(improvement ratio)은 챔퍼 거리를 정규항으로 사용하지 않았을 때 대비 사용하였을 때의 유사도 향상 비율이며, $(w/o\ CD - w\ CD) / w/o\ CD \times 100$ 으로 계산된다. QEM과 비교했을 때와 마찬가지로, 0.05배로 간략화를 수행했을 때 챔퍼 거리를 규제항으로 사용한 경우가 사용하지 않은 경우에 비해 CD, FPMD, BPMD 각 지표에서 2.97%, 1.14%, 6.9%로 가장 높은 성능 향상을 보였다. 본 연구에서 제안한 최적화 방법은 간략화 목표 삼각형의 수를 낮게 설정할수록, 손실함수 계산 시 사

용되는 무게중심 점군의 해상도가 줄어들게 된다. 이로 인해 학습에 사용된 점군-메쉬 거리 계산 시, 각 점이 실제로 수렴해야 하는 삼각형이 아닌 주변 삼각형들로 수렴할 가능성이 증가한다. 반면, 간략화 목표 삼각형의 수를 높게 설정할수록 입력 메쉬의 삼각형의 수가 증가하고, 이에 따라 점군의 해상도 또한 증가하므로 챔퍼 거리 규제항을 적용하지 않더라도 각 점이 실제로 수렴해야 하는 삼각형에 수렴할 가능성이 높아진다. 상술한 내용을 근거로, 챔퍼 거리를 규제항으로 적용했을 때 간략화 목표 삼각형의 수가 낮게 설정된 경우에서 더욱 높은 성능 향상을 보이는 것으로 볼 수 있다.

5. 결론 및 향후 연구

본 연구에서는 미분이 가능한 샘플링 방법과 점군-메쉬 거리를 손실 함수로 활용하는 간략화 결과 메쉬의 원본 형상을 복원하는 방법을 제안하였다. QEM 결과 메쉬에 대한 실험을 통해 제안한 방법을 활용하여 손상된 원본의 형상 복원이 가능함을 보였다. 제안한 방법은 QEM 뿐만 아니라 다른 알고리즘 기반 또는 딥러닝 기반 간략화 기법의 후처리 프로세스로써 범용적으로 적용이 가능하므로, LOD 등 메쉬 간략화를 사용하는 여러 분야에 폭넓게 사용이 가능할 것으로 기대한다. 또한 제안한 방법은 역전과 알고리즘을 기반으로 최적화를 수행하므로, 미분 가능한 렌더러와 같이 별도의 역전과 기반 간략화 기법과 동시에 사용이 가능하다.

하지만 제안한 방법은 비실시간 작업을 전제로 하더라도 10,000개의 정점 당 약 4분이라는 상대

Table 2. Quantitative comparison between proposed method with and without the use of the CD regularization term. In each case, the better method is highlighted in bold. Except improvement ratio, all numbers in the table are multiplied by 10^5

Method	$N_{res}/N_{org} = 0.05$			$N_{res}/N_{org} = 0.1$			$N_{res}/N_{org} = 0.2$			$N_{res}/N_{org} = 0.5$		
	CD	FPMD	BPMD	CD	FPMD	BPMD	CD	FPMD	BPMD	CD	FPMD	BPMD
Proposed (w/o CD reg.)	3.63	2.83	1.56	3.28	1.58	1.04	3.20	0.84	0.87	3.17	0.56	0.79
Proposed (w/ CD reg.)	3.52	2.79	1.45	3.26	1.58	1.02	3.19	0.84	0.86	3.16	0.56	0.79
Improvement Ratio (%)	2.97	1.14	6.90	0.56	0.42	2.04	0.30	0.23	0.68	0.03	-0.04	0.10

적으로 긴 시간이 소요된다. 또한, 간략화 과정에서 손상된 원본의 토폴로지는 복원하지 못한다는 한계점이 존재한다. 향후 제한한 방법과 미분 가능한 렌더러를 함께 사용하여 추가적인 성능 개선 실험을 진행할 예정이다.

감사의 글

This research was conducted with the support of the National Research Foundation of Korea, funded by the Ministry of Science and ICT of the Government (2021R1G1A1012481).

References

- Berger, M., Tagliasacchi, A., Seversky, L.M., Alliez, P., Guennebaud, G., Levine, J.A., Sharf, A. and Silva, C.T., 2017, A Survey of Surface Reconstruction from Point Clouds, *Computer Graphics Forum: Journal of the European Association for Computer Graphics*, 36(1), pp.301-329, <https://doi.org/10.1111/cgf.12802>
- Luebke, D., Reddy, M., Cohen, J., Varshney, A., Watson, B. and Huebner, R., 2002, *Level of Detail for 3D Graphics*, Morgan Kaufmann.
- Schroeder, W.J., Zarge, J.A. and Lorensen, W.E., 1992, Decimation of Triangle Meshes, *Proceedings of the 19th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques*, pp.65-70, <https://dl.acm.org/doi/pdf/10.1145/133994.134010>
- Schroeder, W.J., 1997, A Topology Modifying Progressive Decimation Algorithm, *Proceedings Visualization'97 (Cat. No. 97CB36155)*, pp.205-212, <https://doi.org/10.1109/VISUAL.1997.663883>
- Rossignac, J. and Borrel, P., 1993, Multi-resolution 3D Approximations for Rendering Complex Scenes, *Modeling in Computer Graphics*, Springer, pp.455-465.
- Low, K.L. and Tan, T.S., 1997, Model Simplification Using Vertex-clustering, *Proceedings of the 1997 Symposium on Interactive 3D Graphics*, pp.75-ff, <https://doi.org/10.1145/253284.253310>
- Hoppe, H., DeRose, T., Duchamp, T., McDonald, J. and Stuetzle, W., 1992, Surface Reconstruction from Unorganized Points, *Proceedings of the 19th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques*, pp.71-78, <https://doi.org/10.1145/133994.134011>
- Ronfard, R. and Rossignac, J., 1996, Full-range Approximation of Triangulated Polyhedra, *Computer Graphics Forum*, 15, pp.67-76, <https://doi.org/10.1111/1467-8659.1530067>
- Garland, M. and Heckbert, P.S., 1997, Surface Simplification Using Quadric Error Metrics, *Proceedings of the 24th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques*, <https://doi.org/10.1145/258734.258849>
- Alexander, M.B., Michael, M.B. and Ron, K., 2008, *Numerical Geometry of Non-rigid Shapes*, Springer Science & Business Media, <https://doi.org/10.1007/978-0-387-73301-2>
- Hasselgren, J., Munkberg, J., Lehtinen, J., Aittala, M. and Laine, S., 2021, Appearance-Driven Automatic 3D Model Simplification, *EGSR (DL)*, pp.85-97.
- Potamias, R.A., Ploumpis, S. and Zafeiriou, S., 2022, Neural Mesh Simplification, *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp.18583-18592, <https://doi.org/10.1109/cvpr52688.2022.01803>
- David Luebke and Carl Erikson, 1997, View-Dependent Simplification of Arbitrary Polygonal Environments, *SIGGRAPH '97: Proceedings of the 24th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques*, pp.199-208., <https://doi.org/10.1145/258734.258847>
- Kwon, S., Kim, H., Mun, D. and Han, S., 2017, Determination of Appropriate Level of Detail of a Three-dimensional Computer-aided Design Model from a Permissible Dissimilarity for Fully Automated Simplification, *Advances in Mechanical Engineering*, 9(7), 1687814017707128, <https://doi.org/10.1177/1687814017707128>
- Kwon, S., Kim, H. and Mun, D., 2020, Multi-objective Evolutionary Optimization for Feature-based Simplification of 3D Boundary Representation Models, *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 110, pp.2603-2618, <https://doi.org/10.1007/s00170-020-06004-3>
- Liu, S., Li, T., Chen, W. and Li, H., 2019, Soft Rasterizer: A Differentiable Renderer for Image-based 3d Reasoning, *Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision*, pp.7708-7717, <https://doi.org/10.1109/iccv.2019.00780>
- Potamias, R.A., Bouritsas, G. and Zafeiriou, S., 2022, Revisiting Point Cloud Simplification: A Learnable Feature Preserving Approach, *European Conference on Computer Vision. Cham: Springer Nature Switzerland*, https://doi.org/10.1007/978-3-031-20086-1_34
- Hoppe, H., DeRose, T., Duchamp, T., McDonald, J. and Stuetzle, W., 1993, Mesh Optimization, *Proceedings of the 20th Annual Conference on*

- Computer Graphics and Interactive Techniques*, pp.19-26, <https://doi.org/10.1145/166117.166119>
19. Nealen, A., Igarashi, T., Sorkine, O. and Alexa, M., 2006, Laplacian Mesh Optimization, *Proceedings of the 4th International Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques in Australasia and Southeast Asia*, pp.381-389, <https://doi.org/10.1145/1174429.1174494>
20. Groueix, T., Fisher, M., Kim, V.G., Russell, B. C. and Aubry, M., 2018, 3D-CODED: 3D Correspondences by Deep Deformation, *Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV)*, pp.235-251, https://doi.org/10.1007/978-3-030-01216-8_15
21. Pytorch3D, <https://pytorch3d.org/>



정 동 원

2022년 전북대학교 컴퓨터공학부 학사
 2022년~현재 전북대학교 전자정보공학부(컴퓨터공학) 석사과정
 관심분야: Computer graphics, Deep learning, Differentiable rendering, Mesh simplification
 이메일: ehddnjs@jbnu.ac.kr



강 봉 구

2019년~현재 전북대학교 컴퓨터공학부 학사과정
 관심분야: 3D computer vision, Differentiable rendering
 이메일: rkdbg11725@jbnu.ac.kr



권 순 조

2011년 인하대학교 조선해양공학과 학사
 2013년 한국과학기술원 해양시스템공학과 석사
 2018년 한국과학기술원 기계공학과 박사
 2018년 한국과학기술원 기계기술연구소 연수연구원
 2019년~2020년 미국표준기술연구소(NIST) 객원연구원
 2020년~현재 국립금오공과대학교 기계시스템공학과 조교수
 관심분야: Computer-aided design, Design for manufacturing, Digital transformation
 이메일: soonjo.kwon@kumoh.ac.kr



김 형 기

2009년 한국과학기술원 수리과학과 학사
 2011년 한국과학기술원 기계공학과 석사
 2015년 한국과학기술원 기계공학과 박사
 2015년~2016년 한국기계연구원 박사후 연구원
 2016년~2018년 국방과학연구소 선임연구원
 2018년~2022년 전북대학교 컴퓨터공학부 조교수
 2022년~현재 전북대학교 컴퓨터인공지능학부 부교수
 관심분야: Computer graphics, Deep learning, Computer-aided design
 이메일: hk.kim@jbnu.ac.kr