creative commons
COMMONS DEED

저작자표시-비영리-변경금지 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

- 이 저작물을 복제, 배포, 전송, 전시, 공연 및 방송할 수 있습니다.

다음과 같은 조건을 따라야 합니다:



저작자표시. 귀하는 원저작자를 표시하여야 합니다.



비영리. 귀하는 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 없습니다.



변경금지. 귀하는 이 저작물을 개작, 변형 또는 가공할 수 없습니다.

- 귀하는, 이 저작물의 재이용이나 배포의 경우, 이 저작물에 적용된 이용허락조건을 명확하게 나타내어야 합니다.
- 저작권자로부터 별도의 허가를 받으면 이러한 조건들은 적용되지 않습니다.

저작권법에 따른 이용자의 권리는 위의 내용에 의하여 영향을 받지 않습니다.

이것은 이용허락규약(Legal Code)을 이해하기 쉽게 요약한 것입니다.

Disclaimer

dCollection

석사학위논문

유사도 그래프 기반 3DGS 실시간 변형 프레임워크

HANSUNG UNIVERSITY

2026년

한 성 대 학 교 대 학 원

컴 퓨 터 공 학 과

컴 퓨 터 공 학 전 공

권 상 민

HANSUNG
UNIVERSITY

석사학위논문
지도교수 계희원

유사도 그래프 기반 3DGS 실시간 변형 프레임워크

Similarity Graph-based Real-time Deformation Framework for 3DGS

HANSUNG UNIVERSITY

2026년 6월 일

한 성 대 학 교 대 학 원

컴 퓨 터 공 학 과

컴 퓨 터 공 학 전 공

권 상 민

석사학위논문
지도교수 계희원

유사도 그래프 기반 3DGS 실시간 변형 프레임워크

Similarity Graph-based Real-time Deformation Framework for 3DGS

위 논문을 공학 석사학위 논문으로 제출함

2026년 6월 일

한 성 대 학 교 대 학 원

컴 퓨 터 공 학 과

컴 퓨 터 공 학 전 공

권 상 민

권상민의 공학 석사학위 논문을 인준함

2026년 6월 일

심사위원장 이 지은 (인)

심 사 위 원 계 희원 (인)

심 사 위 원 김 진모 (인)

HANSUNG UNIVERSITY

국 문 초 록

유사도 그래프 기반 3DGS 실시간 변형 프레임워크

한 성 대 학 교 대 학 원
컴 퓨 터 공 학 과
컴 퓨 터 공 학 전 공
권 상 민

최근 3D 가우시안 스플래팅(3D Gaussian Splatting, 3DGS)의 발전은 고품질 3차원 장면의 실시간 렌더링을 가능하게 하였다. 그러나 3DGS는 내재적인 위상 구조가 없는 비정형적인 표현 방식으로, 가우시안을 프리미티브에 변형을 적용하는 과정에서 구조적 찢어짐이나 시각적 아티팩트가 발생하는 등 동적 변형을 적용하는 데 근본적인 어려움이 있다. 본 논문에서는 이러한 한계를 극복하기 위해 가우시안 간의 위상 구조를 명시적으로 구축하고, 이를 기반으로 안정적인 변형을 수행하는 프레임워크를 제안한다. 공간적 거리, 방향, 형태 및 구면 조화 함수(Spherical Harmonics, SH)를 통합한 다중 속성 측정 지표를 통해 가우시안 유사도 그래프를 구축함으로써, 인접 객체 간의 비물리적 간섭을 방지하면서 의미론적으로 선택적인 변형이 가능하도록 한다. 구축된 그래프 위에서 체인메일 알고리즘을 통해 사용자 입력 변위를 전파하여 실시간 응답성을 확보하며, 극분해로 정제된 국소 변형 기울기 추정을 통해 가우시안 공분산 행렬을 갱신하여 기하학적 일관성을 함께 유지한다. 실험 결과, 본 연구는 렌더링 효율성을 유지하면서 시각적 아티팩트를 효과적

으로 감소시키고 구조적 일관성을 보존함을 확인하였다. 이를 통해 3DGS의 활용 범위를 정적 장면 재구성에서 실시간 동적 응용 분야로 확장하는 데 기여한다.

【주요어】 3D Gaussian Splatting, 실시간 변형, 체인메일 알고리즘, 포인트 클라우드 그래프, GPU 병렬처리

HANSUNG UNIVERSITY

목 차

I. 서 론 ····· 1

1.1 연구 배경 및 목적 ····· 1
1.2 논문의 구성 ····· 3

II. 관련 연구 ····· 4

2.1 포인트 클라우드 표면 재구성 ····· 4
2.2 체인메일 계열 변형 알고리즘 ····· 5
2.3 3DGS 기반 변형 연구 ····· 8
2.4 포인트 기반 렌더링 ····· 11

III. 다중 속성 기반 가우시안 유사도 그래프 ····· 13

3.1 프레임 워크 개요 ····· 13
3.2 k-최근접 이웃 기반 후보 이웃 탐색 ····· 14
3.3 다중 속성 기반 유사도 평가 ····· 15
3.4 최종 유사도 산출 및 그래프 간선 구성 ····· 16

IV. 그래프 기반 변형 ····· 19

4.1 포인트 기반 체인메일 알고리즘 ····· 19
4.2 동적 변형을 위한 적응형 공분산 제어 ····· 21
4.3 국소 변형 행렬 추정 ····· 22
4.4 변형 행렬의 수치적 불안정성 분석 ····· 23
4.5 극분해를 통한 기하학적 정제 ····· 25
4.6 공분산 행렬 적용 ····· 26

V. 실험 및 결과 ····· 28

HANSUNG UNIVERSITY

5.1 가우시안 유사도 그래프 분석 ····· 28
5.2 동적 변형 및 렌더링 결과 분석 ····· 32
5.3 성능 평가 ····· 38
VI. 결론 ····· 42
참 고 문 헌 ····· 43
ABSTRACT ····· 49

HANSUNG UNIVERSITY

표 목 차

[표 4-1] 전파 및 안정화 과정에서의 GPU 커널 내부 반복 알고리즘 … 20
[표 5-1] 실험 데이터셋 구성 및 출처 ····· 26
[표 5-2] 다중 속성 유사도 가중치 구성에 따른 그래프 분석 결과 ····· 28
[표 5-3] 장면 규모별 복잡도 (Scene Complexity) ····· 37
[표 5-4] 장면 규모별 파이프라인 단계별 처리 시간 (Processing Time) 37
[표 5-5] 장면 규모별 실시간 처리 성능 (Performance) ····· 38

HANSUNG UNIVERSITY

그 림 목 차

[그림 2-1] 체인메일 알고리즘의 전파 및 안정화 단계 동작 원리 (2차원 격자 환경) ····· 6
[그림 3-1] 프레임워크 전체 파이프라인 개요 ····· 13
[그림 3-2] 다중 속성 유사도 평가 기반 그래프 간선 구성 모식도 (k=6) 17
[그림 4-1] 이웃 분포 형태에 따른 안정성 비교 (3차원 분포, 평면 분포, 직선 분포) ····· 22
[그림 5-1] 유사도 속성 구성에 따른 가우시안 유사도 그래프 공간 연결 패턴 비교 ····· 27
[그림 5-2] 외형 유사도 가중치 조절에 따른 의미론적 분리 성능 비교 ·· 30
[그림 5-3] 다양한 국소 변형 렌더링 결과 ····· 31
[그림 5-4] GSDeformer와의 변형 성능 정성적 비교 실험 ····· 32
[그림 5-5] PhysGaussian과의 변형 성능 정성적 비교 실험 ····· 34
[그림 5-6] 공분산 적응 모듈 적용 유무에 따른 렌더링 결과 비교 ····· 35
[그림 5-7] 다양한 규모의 데이터셋에 대한 변형 전후 렌더링 결과 ····· 37
[그림 5-8] 단계별 인터랙티브 변형 과정 ····· 39

Ⅰ. 서론

1.1 연구 배경 및 목적

새로운 시점 합성(Novel View Synthesis, NVS)은 컴퓨터 그래픽스 및 컴퓨터 비전 분야에서 오랫동안 연구되어 온 핵심 과제로, 최근 3D 가우시안 스플래팅(3D Gaussian Splatting, 3DGS)이 유망한 방법론으로 주목받고 있다(Kerbl, B., 2023)(Chen, G., 2024). 3DGS는 복잡한3D 장면을 공간상에 정의된 이방성(anisotropic) 가우시안 분포의 집합으로 표현함으로써, 기존의 신경망 방사장 NeRF(Neural Radiance Fields)이 수반하던 신경망 추론 및 볼륨 렌더링(volumetric rendering) 연산 비용을 효과적으로 감소시켰다(Mildenhall, B., 2021). 이를 통해 복잡한 물리적 환경에서도 고해상도의 실시간 시각화를 달성하였다.

그러나 이러한 뛰어난 렌더링 성능에도 불구하고, 3DGS를 동적인 장면이나 변형 가능한 환경에 적용하는 것은 여전히 해결해야 할 과제로 남아 있다. 이는 3DGS가 근본적으로 물리적 속성이나 객체 간의 구조적 관계가 결여된, 오직 시각적 재구성만을 목적으로 하는 광학적 표현 체계에 기반하고 있기 때문이다. 가우시안 프리미티브(primitive)들은 위상학적으로 상호 연결되지 않은 채 무작위로 분포된 비정형 포인트 클라우드(point cloud)의 형태를 띠고 있다. 이로 인해, 이들을 어떠한 기하학적 규칙성도 없는 단순한 균일 입자로 취급하여 물리적인 힘이나 조작에 의한 변형을 가하게 되면, 표면이 부자연스럽게 찢어지는 현상이 발생하거나 구조적으로 분리되어야 할 서로 다른 객체들이 물리적 경계를 넘어 서로 다른 객체 간에 비물리적인 간섭이 발생하는 문제가 있다.

최근 실시간성을 요구하는 디지털 트윈(digital twins), 정밀한 인체 및 장기 조작을 필요로 하는 의료 시뮬레이션, 사용자의 자유도를 극대화한 실시간 인터랙티브3D 콘텐츠 편집 등 응용 분야가 확대됨에 따라, 고해상도 가우시안 표현 모델 상에서 실시간 상호작용이 가능한 동적 변형 기술의 확보는 중요한 연구 과제로 인식되고 있다. 이러한 기술적 한계를 극복하기 위해 본 연

구에서는 연산 복잡도가 비교적 높아 실시간성이 저해되는 유한 요소법(Finite Element Method, FEM) 기반의 방법론이나 위치 기반 역학(Position-Based Dynamics, PBD) 등 연산 복잡도가 높아 실시간성이 저해되는 방법론 대신, 연산 효율성이 뛰어난 제약 전파(constraint-propagation) 접근 방식을 채택하였다(Muller, M., 2002)(Muller, M., 2007).

구체적으로는 본래 격자 구조가 고정된 정규 복셀(voxel) 그리드 환경을 제어하기 위해 고안되었던3차원 체인메일(ChainMail) 알고리즘의 핵심 원리를 무작위적이고 비정형적인3DGS 환경에 적합하도록 적용한다(Gibson, S. F., 1997). 그러나 단순히 전통적인 유클리드 거리(Euclidean distance)에만 의존하여 가우시안 간의 이웃 관계를 정의하는 표준 방식을 그대로 사용할 경우, 물리 및 기하학적 한계가 발생한다. 예를 들어 사람의 얼굴 피부와 그 위에 얹어진 안경테처럼, 공간적으로는 밀착되어 있으나 물리적 속성과 의미론적 맥락으로는 완전히 분리되어야 하는 이종 객체 간에 경계를 인식하지 못한다. 또한, 조작에 의해 가우시안의 중심 위치(μ)가 동적으로 이동함에도 불구하고 각 가우시안의 회전과 크기(scale)를 결정하는 공분산 행렬(Σ)을 초기 상태 그대로 정적으로 유지하게 되면, 변형된 전체 기하 구조와 개별 가우시안 모양 사이의 기하학적 불일치로 인해 시각적 아티팩트가 발생한다.

본 논문에서는 이러한 제약 사항들을 해결하고 실시간성을 확보하기 위하여, 3DGS 환경에 적응된 APG-GS(Adaptive Point-consistent Geometry for Interactive 3D Gaussian Splatting) 프레임워크를 제안하며, 이는 세 가지 핵심 구성 요소로 이루어진다.

첫째, 가우시안의 중심 위치(μ)라는 단순 기하 정보에만 의존하지 않고, 개별 프리미티브가 가진 방향(orientation), 크기(scale), 그리고 색상 및 시점 의존적 외형 특성을 포함하는 구면 조화 함수 (Spherical Harmonics, SH) 계수 등의 다중 속성을 수학적으로 종합 분석하여 데이터 기반의 가우시안 유사도 그래프(Gaussian Similarity Graph)를 구축한다. 이 측정 지표는 가우시안들 사이에 유기적이고 물리적인 연결성을 부여하며, 공간적으로 인접해 있을지라도 구조적 성격이 다른 객체들을 분리해냄으로써 경계가 복잡한 장면에서도 정밀하고 국소적인 변형을 수행할 수 있다.

둘째, 위상 구조가 고정되지 않은 비정형 데이터셋의 특성에 맞춤화된 포인트 기반 체인메일(Point-based ChainMail) 알고리즘을 설계한다. 이를 통해 별도의 무거운 물리 기반 시뮬레이션 솔버를(physics solver)를 구동하지 않고도 수십만 개의 가우시안을 포함하는 단일 객체 수준부터 수백만 개의 가우시안으로 장면 전체가 구성된 대규모 복합 환경에 이르기까지, 다양한 환경 에서 끊김 없이 실시간으로 반응하는 변형 메커니즘을 달성한다.

마지막으로, 변형 과정에서 발생하는 가우시안 중심점과 형태 간의 기하학적 불일치를 해소하기 위해 최소제곱법(Least Squares estimation) 추정과 극분해(Polar Decomposition) 수치 연산을 결합한 공분산 적응 모듈을 도입한다. 이를 통해 국소 변형 기울기를 추정하고, 가우시안 공분산을 실시간으로 갱신한다.

1.2 논문의 구성

2장에서는 본 연구와 관련된 기존의 변형 알고리즘 및 3DGS 기반 변형 연구의 동향과 한계점을 분석하여 관련 연구를 소개한다. 3장에서는 전체 제안 시스템을 소개하며, 4장에서는 제안한 유사도 그래프 위에서 동작하는 포인트 기반 체인메일 알고리즘의 세부적인 작동 방식과, 극분해를 이용해 가우시안의 공분산을 실시간으로 갱신하는 실시간 변형 파이프라인에 대해 구체적으로 설명한다. 5장에서는 다양한 규모와 복잡도를 지닌 데이터셋을 이용한 실험 및 결과를 다루며, 제안하는 방법의 시각적 우수성 및 실시간 렌더링 성능 최적화 결과를 정량적, 정성적으로 분석하고 검증한다. 마지막으로 6장에서 본 논문의 연구 성과와 의의를 요약하며 결론짓는다.

Ⅱ. 관련 연구

2.1 포인트 클라우드 표면 재구성

정렬되지 않고 수학적 연결성이 부재한 비정형(unstructured) 포인트 클라우드 데이터로부터 연속적인3차원 표면 위상(topology)을 재구성하는 문제는 컴퓨터 그래픽스 및 기하학적 모델링 분야에서 핵심적으로 다뤄져 온 연구 주제이다. 그러나 공간적 노이즈를 완화하면서 부드러운 표면을 추정하는 푸아송 표면 재구성(Poisson surface reconstruction)이나, 3DGS 가우시안을 표면에 정렬하여 고품질 삼각 메쉬를 추출하는SuGaR와 같은 최신 딥러닝 기법에 기반한 뉴럴 메쉬 재구성(learning-based mesh recovery) 기술들은 본 연구가 지향하는 실시간 인터랙티브 변형 환경에 그대로 적용하기에는 적합하지 않다(Kazhdan, M., 2006)(Andrade-Loarca, H., 2023)(Guedon, A., 2024). 이러한 기존 기법들은 포인트의 위치가 실시간으로 변하는 과정에서 위상학적 연결 관계를 고정된 메쉬 형태로 묶어두기 때문에, 상호작용 중에 빈번하게 발생하는 급격한 위상 변화를 유연하게 수용할 수 없다. 또한 입력 데이터의 노이즈에 민감하며, 변형이 일어날 때마다 표면을 다시 정의해야 하는 재메쉬화(remeshing) 과정에서 연산 비용이 발생하여 실시간 상호작용에 제약이 따른다.

이러한 메쉬 구조의 고정된 경직성을 회피하기 위해, 고정된 반경 내의 포인트들을 동적으로 연결하는 반경 탐색(radius search) 기반의 동적 그래프 생성 기법들이 대안으로 제시되기도 하였다(Wang, Y., 2019). 그러나 이러한 반경 탐색 기법들은 포인트의 밀도가 불균일하거나 공간적 범위가 큰 대규모 데이터셋에 적용될 경우, 탐색 영역의 급격한 팽창으로 인해 과도한 메모리 접근 오버헤드를 발생시키거나 이웃 원소 수의 급격한 변화로 수치적 불안정성을 야기하는 취약점이 존재한다.

이와 대조적으로 KD-Tree 공간 분할 구조를 활용하는k-최근접 이웃(k-Nearest Neighbor, k-NN) 탐색 기법은 연산 측면에서 데이터의 총개수n에 대해 O(log n)이라는 안정적인 시간 복잡도와 연산 속도를 보장한다

(Bentley, J. L., 1975). 따라서 상호작용 중 발생하는 제약 전파 및 체인메일 알고리즘의 전체적인 계산 부하를 실시간 응답요건 이내로 제어하고 관리하는 데 적합하다.

그러나 오직3차원 유클리드 공간상의 기하학적 거리 정보에만 전적으로 의존하는 표준 k-NN 방식은 객체의 의미론적 경계(semantic boundaries)를 식별하지 못한다. 앞서 언급한 바와 같이, 얼굴 피부와 안경테처럼 공간상에서는 동일한 좌표계 부근에 밀집해 있으나 실제 물리적으로는 상이한 성질을 지닌 이종(heterogeneous) 객체들을 표현하는 가우시안들 사이의 경계를 구분하지 못함으로써, 왜곡된 제약 조건이 형성되어 비물리적 간섭과 기하학적 왜곡을 유발하게 된다.

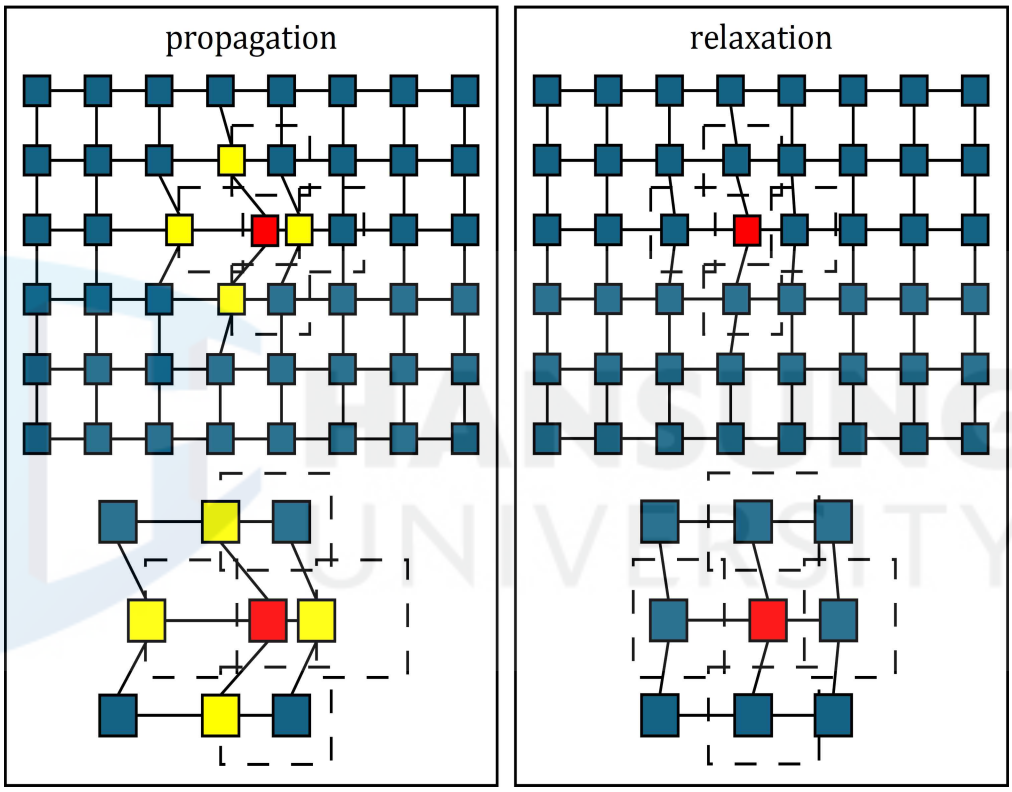
이러한 문제를 해결하기 위해 본 연구에서는 의미론적으로 유효한 연결성을 보장하도록, 방향(orientation), 크기(scale), 그리고 구면 조화 함수(Spherical Harmonics, SH) 등 다중 속성을 KD-Tree 검색 파이프라인과 결합한 가우시안 유사도 그래프 구조를 제안한다.

2.2 체인메일 계열 변형 알고리즘

최초의 체인메일 알고리즘은 S. F. Gibson이 제안한 3D 체인메일 알고리즘으로 수술 시뮬레이션과 같은 3차원 해부학적 구조물의 실시간 변형이 요구되는 환경을 위해 설계되었다(Gibson, S. F., 1997). 기존의 물리 기반 시뮬레이션 방법들은 재료의 기계적 특성을 정밀하게 표현할 수 있으나, 의료 스캐너가 생성하는 수백만 복셀(voxel) 단위의 고해상도 데이터를 실시간으로 처리하기에는 연산 비용이 높다는 한계가 있다. 체인메일은 이러한 연산 병목을 피하기 위해 복잡한 물리 방정식 대신 간단한 기하학적 제약 조건만으로 변형을 유도하는 순수 기하학적 접근법을 채택하였다. 이 특성 덕분에 알고리즘은 안정적이며 실행 시간이 영향받는 요소의 수에 비례하여 증가하므로, 요소 수가 방대한 환경에서도 실시간 처리가 가능하다.

알고리즘의 기본 구조는 다음과 같다. 볼륨 객체를 구성하는 각 복셀을 독

립된 요소로 취급하고, 정규 3차원 격자(regular 3D grid) 위에서 각 요소를 상하좌우전후 6방향의 인접 요소와 연결한다. 각 요소 쌍 사이에는 허용 거리 범위와 전단 허용 범위가 제약 조건으로 정의되며, 이 제약 파라미터를 조절함으로써 강체, 변형체, 탄성체, 소성체 등 다양한 재료 특성을 모델링할 수 있다.



[그림 2-1] 체인메일 알고리즘의 전파 및 안정화 단계 동작 원리 (2차원 격자 환경)

변형 과정은 전파(Propagation)와 안정화(Relaxation)의 두 단계로 구성되며, [그림 2-1]은 이를 2차원 격자 환경에서 시각화한 것이다. 그림에서 빨간색 요소는 사용자가 초기 변형을 가한 선택 요소를, 점선은 해당 요소와 이웃 간의 제약 거리를 나타낸다. 좌측 전파 단계에서는 빨간색 요소의 이동으로 인해 인접 요소와의 제약 조건 위반이 발생하면, 위반을 해소하는 최소 거

리만큼 이웃 요소들이 연쇄적으로 보정 이동하며 변형이 격자 전체로 퍼져나간다. 이때 노란색 요소는 전파의 영향을 받아 이동한 영역을, 파란색 요소는 전파가 도달하지 않아 원래 위치를 유지하는 영역을 의미한다. 이후 우측 안정화 단계에서는 각 요소의 위치를 인접 요소들의 위치 기반 가중 평균으로 반복 조정하여 모든 제약 위반을 해소하고, 시스템이 최종 안정 형상으로 수렴한다. 알고리즘이 속도에 유리한 이유는 세 가지이다. 첫째, 각 요소는 한 번의 변형 과정에서 최대 한 번만 처리된다. 둘째, 각 요소는 자신을 이동시킨 기준 이웃 단 하나에 대해서만 제약을 검사하면 충분하다는 것이 수학적으로 증명된다. 셋째, 변형은 선택된 지점으로부터 바깥쪽으로 전파되며 가능한 빨리 종료된다.

GPU 병렬화 측면에서 Rodriguez 등은 SP-체인메일(Sparse Parallel-ChainMail)을 제안하였다(Rodriguez, A., 2015). 기존 체인메일의 전파 단계는 순차적 특성을 가지기 때문에 직접적인 병렬화가 어렵다는 문제가 있었다. SP-체인메일은 이를 해결하기 위해 전파 방향을 역전시켜 반복적인 스텐실 연산(stencil computation) 방식으로 재구성하였다. 매 반복마다 GPU 스레드를 노드 단위로 생성하여, 각 스레드가 자신의 이웃 노드가 이전 반복에서 이동했는지 확인하고 제약을 검사하는 방식으로 전파와 안정화를 병렬로 처리한다. 또한 희소 블록 분할(sparse blocking) 기법을 도입하여 아직 전파가 도달하지 않았거나 이미 안정 상태에 있는 노드들에 대한 불필요한 연산을 줄임으로써 연산 효율을 높였다. 이를 통해 수십만 개 이상의 대형 의료 볼륨데이터 환경에서도 실시간 속도를 달성하였다.

이후 HP-체인메일 알고리즘은 이질적 재료를 지원하는 타임스탬프(timestamp) 기반의 전파 기법을 제안하였다(Rodriguez, A., 2016). 기존 체인메일은 모델 전체에 동일한 재료 특성을 가정하기 때문에, 뼈·근육·피부·공기와 같이 서로 다른 기계적 특성을 가진 조직이 공존하는 실제 의료 데이터에 적용하면 부정확한 변형 결과를 초래한다. HP-체인메일은 이 문제를 해결하기 위해 두 가지 핵심 기법을 도입하였다. 첫째, 각 이웃 요소 간 연결에 재료의 강성에 비례하는 전파 소요 시간을 부여하고, 변형이 전파되는 경로의 누적 시간을 추적한다. 이를 통해 더 강한 제약 조건을 가진 경로, 즉 더 단

단한 조직을 통해 전파된 변형이 기존에 도달한 전파를 덮어쓸 수 있도록 함으로써 이질적 재료 환경에서의 올바른 전파 거동을 보장한다. 둘째, 안정화 단계에서 훅의 법칙(Hooke's law)에 기반한 에너지 최소화 공식에 각 연결선의 강성 값을 가중치로 반영하는 이질적 안정화(heterogeneous relaxation)을 적용하여, 서로 다른 재료 특성을 가진 조직 경계면에서 비현실적인 변형이 발생하지 않도록 한다. 이를 통해 HP-체인메일은 대규모 볼륨데이터의 환경에서도 실시간 변형을 실현하였다.

본 연구에서는 HP-체인메일의 GPU 병렬 전파 및 안정화 구조를 기반으로 하되, 이를 정규 복셀 격자가 아닌 비정형 포인트 집합인 3DGS 환경에 맞도록 재구성하여 적용한다. 기존 체인메일 계열 알고리즘들이 각 노드의 이웃이 6방향으로 고정되어 있다는 가정에 기반하는 것과 달리, 3DGS 환경에서는 이웃의 수와 방향이 노드마다 동적으로 결정되므로 이웃 인덱스 접근 방식과 제약 전파 구조를 전면적으로 재설계해야 한다. 이에 대한 구체적인 방법은 4장에서 상세히 기술한다.

2.3 3DGS 기반 변형 연구

컴퓨터 그래픽스 분야에서 3차원 물체의 형상을 자연스럽게 제어하기 위해 사용되는 전통적인 변형 기법들은 크게 메쉬 기반 방법론, 물리 기반 방법론, 그리고 비디오 기반 동적 재구성 방법론으로 나눌 수 있다. 대표적인 메쉬 기반 기법으로는 국소적 강체 변형을 수학적으로 유도하는 ARAP(As-Rigid-As-Possible) 기법과, 소수의 제어 노드 변위를 주변 공간으로 보간하는 내장형 변형(Embedded Deformation) 모델이 있다(Sorkine, O., 2007)(Sumner, R. W., 2007). 두 기법 모두 점들 간의 조밀하고 명시적인 메쉬 연결 관계(explicit mesh connectivity)를 전제로 설계되었으며, 정형화된 정점 연결 위상이 존재하지 않는 비정형 3DGS 데이터에 그대로 적용하기에는 연산 비용이 높다.

물리 기반 시뮬레이션 방법론 중에서는 위치 기반 역학(Position-Based

Dynamics, PBD)이 힘 기반 방정식에 의존하지 않고 위치 제약 조건만으로 변형을 유도함으로써 실시간 시뮬레이션에 적합한 계산 효율성을 제공한다(Muller, M., 2007). 그러나 가우시안 기반 표현과 같이 위상 구조가 부재한 비정형 데이터에 직접 적용하는 것은 구조적 한계를 존재한다.

이러한 한계를 해소하고자, 가우시안 입자에 MPM(Material Point Method) 솔버를 결합하여 중력, 대규모 외부 충돌, 탄성 변형 및 유체 거동 등 물리 법칙을 시뮬레이션한 PhysGaussian이 제안되었다(Xie, T., 2024). 그러나 이러한 연속체 역학 기반 방법론들은 전역적 물리 거동 계산에 치중되어 있어 솔버 구동 비용이 크고, 사용자 실시간 입력에 대한 즉각적인 국소 반응이나 의미론적 영역 격리 제어에는 적합하지 않다.

다른 한편으로, 최근 컴퓨터 비전 학계를 중심으로 다시점 카메라나 단안 비디오 시퀀스로부터 동적인 장면의 움직임을 재구성(reconstruction)하는 동적 가우시안 연구들이 활발히 진행되어 왔다. 이와 같은 정규 공간(canonical space)과 변형 필드(deformation field)를 결합하는 패러다임은 NeRF 기반 변형 연구에서 먼저 체계화되었다. Nerfies는 학습 가능한 변형 필드를 이용하여 단안 비디오로부터 변형 가능한 신경 방사장을 재구성하는 프레임워크를 제시하였고(Park, K., 2021), D-NeRF는 시간 조건화된 변형 필드를 통해 동적 장면 전체의 시간적 움직임을 정규 공간에서 모델링하는 방식을 제안하였다(Pumarola, A., 2021). 이 정규 공간 기반 접근 방식은 이후 가우시안 표현 체계로 확장되었다(Lu, Z., 2024).

대표적으로 Deformable 3D Gaussians 기법은 특정 기준 시간의 정규 공간(canonical space)을 정의한 후 시간 축에 따른 기하학적 위치 변화를 다층 퍼셉트론(MLP) 기반의 신경망 변형 필드(neural deformation field)로 표현하여 시간적 변화를 모델링한다(Yang, Z., 2024). 이를 확장한 4D Gaussian Splatting 기법은 가우시안 프리미티브 자체를 시간과 공간이 결합된 4차원 시공간 표현체(4D representation)로 정의하여 시간에 따라 변화하는 장면의 변형을 모델링하고, SC-GS는 희소 제어점을 통해 외형과 모션을 명시적으로 분리함으로써 학습된 동적 장면에 대한 사용자 제어 편집을 가능하게 한다(Wu, G., 2024)(Huang, Y.-H., 2024).

이러한 비디오 기반 동적 가우시안 기법들은 사전에 정해진 물체가 움직이는 영상에 대해 높은 비디오 합성 품질을 보여주지만, 대상 객체의 거동을 사전에 포착한 다시점 비디오 입력 데이터셋이 반드시 존재해야만 학습 및 구동이 가능하다는 제약이 있다. 즉, 임의의 정적인 장면을 대상으로 사용자가 실시간으로 가하는 실시간 대화형 국소 변형은 지원하지 않는다.

따라서 비디오 기반 동적 재구성 기법들은 본 연구의 문제 설정과 본질적으로 다른 방향을 지향한다. 기존 기법들은 이미 발생하여 관찰된 움직임을 복원하는 것에 목적이 있는 반면, 본 연구의 프레임워크는 사용자의 입력 제어에 즉각적으로 대응하여 새로운 국소 변형을 실시간으로 생성하는 것을 목표로 한다.

본 연구와 적절한 비교 선상에 놓이는 비교 대상 기법들은, 사전에 촬영된 모션 데이터 없이 임의의 정적인 3DGS 장면을 입력으로 받아 사용자가 실시간으로 직접 조작을 가할 수 있는 인터랙티브 변형 기법들이다. 즉, 학습 단계에서 특정 모션 시퀀스에 종속되지 않고, 사전 학습이 완료된 정적 3DGS 표현 위에서 사용자의 입력에 즉각적으로 반응하는 변형을 실시간으로 수행할 수 있어야 한다는 조건을 공유하는 기법들이 본 연구의 직접적인 비교 대상이 된다. 이러한 관점에서 기존 연구 중 한 방향으로는 MPM 기반의 PhysGaussian이 위치하며, 반대쪽에는 외부 메쉬를 중간 제어 구조로 활용하는 기법들이 있다. Mesh-based GS는 학습 과정에서 3DGS를 메쉬에 결합하여 메쉬 변형 기술을 통해 대규모 가우시안을 실시간으로 구동하는 방식을 제시하였고(Gao, L., 2024), GSDeformer는 정적인 가우시안 집합을 둘러싸는 케이지 메쉬(cage mesh)를 수동으로 구성한 후 사용자가 케이지의 정점을 이동하면 그 변위 벡터를 내부 가우시안 공간으로 보간하여 형태를 구동하는 방식을 취한다(Huang, J., 2026). 두 기법 모두 개념적으로 직관적이나, 변형 해상도가 사전에 정의된 메쉬 또는 케이지 위상에 의해 제한되며 새로운 장면마다 수작업 설계를 필요로 한다는 구조적 한계를 공유한다. 또한 VR 환경에서 XPBD(Extended Position-Based Dynamics)를 결합하여 실시간 물리 상호작용을 구현한 VR-GS 역시, 저해상도 사면체 케이지를 물리적 근사 구조로 사용함으로써 복잡한 기하 구조에서의 정밀한 국소 변형을 달성하기 어

렵다는 한계를 지닌다(Jiang, Y., 2024)(Macklin, M., 2016).

가장 최근에 제안된 3DGS-Drag 기법은 3DGS 상에서 포인트 기반 드래그 조작을 지원하지만, 물리적 법칙이나 기하학적 구속 조건에 기반한 국소 변형보다는 2D 확산 모델의 이미지 생성 가이던스에 의존하여 가우시안의 색상과 위치를 픽셀 수준에서 편집하는 외형 중심의 시각적 조작 기술에 가깝다(Dong, J., 2025).

본 연구의 프레임워크는 이러한 방법론들 사이의 공백을 메운다. 연속체 역학 솔버나 수동 메쉬 구성 없이, 가우시안 유사도 그래프를 통해 사용자의 변형 입력을 실시간으로 전파한다. 이는 체인메일 알고리즘의 제약 전파(constraint-propagation) 원리를 비정형 3DGS 환경에 적용한 것으로, 의미론적 국소 변형과 실시간 반응성을 동시에 달성하는 것을 목표로 한다.

2.4 포인트 기반 렌더링

포인트 기반 렌더링(Point-based rendering)에서 프리미티브의 기하학적 형상을 어떻게 정의하느냐는 최종 화면의 시각적 품질과 아티팩트 억제 성능을 결정하는 중요한 요소로 작용해 왔다. 초기 서펠(Surfel) 기반 렌더링 기법은 공간상의 점을 크기를 가진 2차원 원형 디스크(2D disk) 형태로 정의함으로써, 메쉬(mesh) 없는 환경에서도 빠르게 표면을 표현하는 효율성을 달성하였다(Pfister, H., 2000). 그러나 이러한 2차원 평면 서펠 구조는 타원체의 회전(orientation)과 크기(scale)를 독립적으로 제어할 수 있는 자유도가 없어, 3차원 체적 형태를 정밀하게 표현하는 데 한계가 있다.

3DGS는 점 프리미티브의 정의를 2차원 디스크에서 3차원 이방성 타원체(anisotropic ellipsoid)로 확장함으로써 이 문제를 해결하였다. 3DGS 에서 각 가우시안의 평균 벡터(μ)는 중심 위치를 정의하고, 공분산 행렬(Σ)은 래스터화 과정에서 타원체의 회전(orientation)과 크기(scale)를 결합하여 3차원 기하 형태를 표현한다(Kerbl, B., 2023)(Zwicker, M., 2002)(Ramamoorthi, R., 2001).

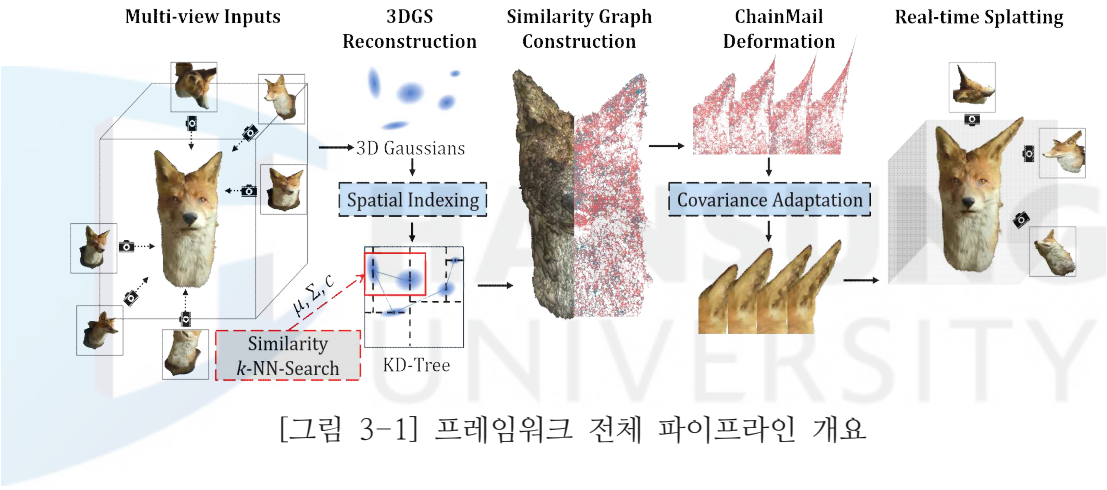
최근 동적 장면 렌더링 효율을 높이기 위해 제안된 GauFRe 등의 후속 연구들은 미분 가능한 렌더링 파이프라인을 구동하고, 역전파 과정에서 계산되는 렌더링 손실(rendering loss)에 기반하여 공분산 행렬을 최적화하는 방식을 채택하였다(Liang, Y., 2025). 그러나 이러한 역최적화 기반 방식은 렌더링 오차를 줄이기 위한 수렴 루프를 매 프레임마다 반복해야 하므로 연산 지연이 발생하여 실시간 인터랙티브 환경에 적용하기 어렵다. 이와 달리 본 연구는 변형 시뮬레이션 과정에서 도출된 기하학적 회전 및 크기(scale) 변화량을 개별 가우시안의 공분산 행렬에 직접 반영하는 방식을 취한다. 이러한 순방향 변형 구조는 사후 최적화 루프(post-optimization loop)의 연산 지연 없이, 사용자가 기하학적 위치를 변경하는 즉시 공분산 행렬이 함께 갱신되어 기하학적 일관성이 유지된다.

HANSUNG UNIVERSITY

Ⅲ. 다중 속성 기반 가우시안 유사도 그래프

3.1 프레임 워크 개요

본 연구에서는 3DGS와 의미론적 위상 구조를 결합하여 실시간 인터랙티브 변형을 구현하는 통합 프레임워크를 제안한다. 전체 파이프라인은 다음 네 가지 단계로 구성된다.



[그림 3-1] 프레임워크 전체 파이프라인 개요

1. 3DGS 기반 정적 장면 재구성 (3DGS Reconstruction): 다시점(multi-view) 입력 이미지와 카메라 포즈 정보를 입력으로 받아, 표준 3DGS 최적화 과정을 통해 정적인 3차원 장면을 3D 가우시안 분포의 집합으로 재구성한다.
2. 유사도 그래프 구축 (Similarity Graph Construction): 재구성된 비정형 가우시안들을 가우시안 유사도 그래프의 노드로 해석한다. 공간적 거리만을 기준으로 하는 기존 방식과 달리, KD-Tree를 통해 후보 이웃을 탐색한 뒤, 다중 속성 기반 유사도 평가를 통해 최종 연결 여부를 결정한다. 이를 통해 구조적 경계를 반영한 의미론적 연결성을 구성한다.
3. 체인메일 변형 (ChainMail Deformation): 구축된 그래프 위에서 사용자의

조작 변위가 포인트 기반 체인메일(Point-based ChainMail) 알고리즘을 통해 실시간으로 전파된다.

4. 실시간 스플래팅 및 공분산 적응 (Real-time Splatting & Covariance Adaptation): 변형된 기하 구조와 시각적 외형 간의 일관성을 유지하기 위해 공분산 적응(Covariance Adaptation) 모듈을 도입한다. 전파된 변위로부터 국소 변형 기울기(local deformation gradient)를 추정하고, 극분해(Polar Decomposition)를 통해 수치적으로 안정화한 뒤 각 가우시안의 공분산 행렬에 적용한다. 이를 통해 강한 이방성을 가진 가우시안에 대해서도 기하학적 왜곡 없이 새로운 시점 합성(Novel View Synthesis) 결과를 실시간으로 렌더링할 수 있다.

3.2 k-최근접 이웃 기반 후보 이웃 탐색

3차원 공간상에 독립적으로 분포된 가우시안들의 집합을 $P = \{g_1, g_2, \ldots, g_n\}$이라 할 때, 각각의 가우시안 g_i를 단일 노드로 취급하는 무방향 그래프(undirected graph) $G = (V, E)$를 정의한다. 정점 집합은 $V = P$로 구성된다. 가우시안 간의 이웃 관계를 정의하는 기본 기준은 가우시안 중심점 $\mu_i \in \mathbb{R}^3$ 간의 공간적 근접성이다.

그러나 전체 노드 쌍에 대해 유클리드 거리($\| \mu_i - \mu_j \|_2$)를 계산하는 방식은 가우시안의 수 N이 증가함에 따라 연산 비용이 급격히 상승한다. 이를 피하기 위해 KD-Tree 자료구조를 도입하여 공간적으로 인접한 이웃들을 효율적으로 탐색한다. 개별 가우시안 g_i는 KD-Tree에 질의하여 공간적으로 가장 가까운 K개의 이웃으로 구성된 탐색 집합 $N(i)$를 얻는다.

여기서 $N(i)$는 최종 연결이 확정된 이웃이 아니라, 연결 가능성이 있는 탐색 집합임을 유의해야 한다. 다음 절에서 설명할 다중 속성 유사도 평가를 이 $N(i)$ 내부로 한정함으로써, 전역 비교에 따른 불필요한 연산 없이 안정적인 국소 연결 구조를 구성할 수 있다. 또한 그래프 G는 무방향이므로, 구현 과정에서 노드의 인덱스 순서를 정규화하여 동일한 간선이 중복 삽입되지 않

도록 처리한다. 이를 통해 연산 효율성과 그래프의 구조적 일관성을 유지한다.

3.3 다중 속성 기반 유사도 평가

3DGS의 프리미티브들은 학습 과정에서 상호 간의 물리적 제약 없이 독립적으로 위치가 갱신되기 때문에, 공간적으로 가까이 위치한 가우시안이라도 동일한 기하학적 구조에 속한다고 볼 수 없다. 따라서 거리 기반의 단순한 k-NN 연결 방식을 적용할 경우, 변형 전파 과정에서 서로 다른 객체가 함께 묶이는 의도치 않은 결합이 발생할 수 있다. 이를 완화하기 위해 본 연구는 단일 거리 항에 의존하는 대신, 다중 속성 유사도 지표(multi-attribute similarity metric)를 도입하여 가우시안 g_i와 g_j 사이의 연결성을 결정한다. 각 가우시안 g_i는 3차원 중심 좌표 $\mu_i \in \mathbb{R}^3$, 단위 쿼터니언(unit quaternion)으로 표현되는 회전 방향 q_i, 크기(scale) 벡터 $s_i = (s_x, s_y, s_z)$, 그리고 색상 및 외형 특성을 포함하는 구면 조화 함수(SH) 계수 벡터 c_i로 정의된다. 그래프 구축을 위해 각 속성 간의 차이를 다음과 같이 측정한다.

첫째, 공간적 근접성은 가우시안 중심점 간의 유클리드 거리를 [0, 1] 범위로 정규화하여 사용한다. 둘째, 방향 유사도는 두 가우시안의 단위 쿼터니언 간 절대 내적 값($|q_i \cdot q_j|$)으로 산출한다(Huynh, D. Q., 2009). 셋째, 크기(scale)불변성을 유지하기 위해 두 가우시안의 종횡비에 대한 로그 비율을 취한 뒤 정규화하여 평가한다. 넷째, 외형 유사도는 단순한 RGB 색상 거리 대신 인간 시각 체계(Human Visual System, HVS)의 지각적 특성을 반영한 채널별 가중치를 적용하여 산출한다 (Ramamoorthi, R., 2001). 각 색상 채널 $c \in \{R, G, B\}$에 대해 전체 SH 계수 벡터에 대한 코사인 유사도 $\hat{s_c}(i,j)$를 계산한다. 이때 SH 벡터는 기본 색상을 나타내는 DC 성분(l=0)뿐만 아니라 시점에 따른 조명 변화를 표현하는 AC 성분(l>0)을 모두 포함하므로, 조명 조건이 달라지는 환경에서도 객체의 일관된 외형 정체성을 반영할 수 있다. 산출된 세 채널의 유사도는 ITU-R BT.601 규격의 휘도 가중치 w = (0.30,

0.59, 0.11)을 적용하여 다음과 같이 통합된다(ITU-R, 2011).

$$shSim(i,j) = 0.30\hat{s}_R(i,j) + 0.59\hat{s}_G(i,j) + 0.11\hat{s}_B(i,j) \qquad \text{수식 1}$$

이러한 수식화 과정은 모든 주파수 대역의 색상 정보를 누락 없이 반영하며, 최종 유사도 점수가 정적인 색상뿐만 아니라 방향성에 따른 시각적 외형 변화 모두에 대해 인간의 지각적 민감도를 반영하도록 설계되었다.

3.4 최종 유사도 산출 및 그래프 간선 구성

앞서 정의한 네 가지 속성(거리, 방향, 크기(scale), 외형)은 유사한 가우시안을 연결하고 이질적인 가우시안을 배제한다는 동일한 목적을 공유하지만, 각 속성이 지닌 수치적 분포(numerical distribution) 특성은 상이하다. 거리는 공간적 배치에 따라 연속적으로 변화하는 반면, 방향 및 외형 유사도는 상대적으로 균일한 분포를 띠며, 크기(scale)의 차이는 장면을 구성하는 구조적 유형에 따라 특정 값 주변에 군집화 되는 경향이 있다. 이러한 분포적 특성을 고려하지 않고 단순한 선형 결합을 적용할 경우, 특정 속성이 전체 결과를 지배하거나 반대로 기여도가 무시되어 불안정한 연결성이 도출될 수 있다.

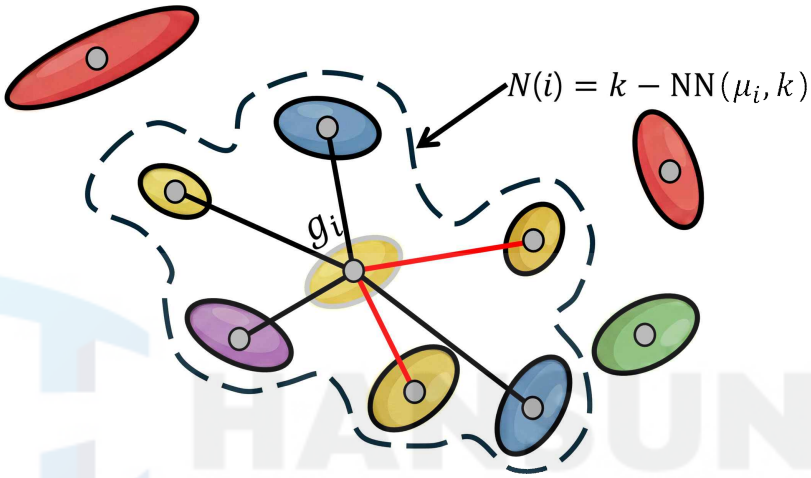
이러한 현상을 방지하기 위해, 본 연구는 각 속성의 차이 값을 페널티 함수(penalty function)로 변환하는 방식을 도입하였다. 구체적으로 거리, 방향, 외형 속성에 대해서는 방사 기저 함수(Radial Basis Function, RBF) 기반의 가우시안 감쇠 함수(Gaussian attenuation function)를 적용한다(Tomasi, C., 1998).

$$\phi(x;\sigma) = 1 - \exp(-\frac{x^2}{\sigma^2}) \qquad \text{수식 2}$$

이는 국소적인 유효 연결은 강하게 보존하면서도 이질적인 이웃에 대한 연결은 억제하는 역할을 한다. 가우시안 쌍 (i,j)에 대한 최종 유사도 거리

(final similarity distance)는 이 페널티 함수들의 가중합(weighted sum)으로 산출되며, 다음과 같다.

$$d(i,j) = W_{dist}\phi(\tilde{d}_{i,j};\sigma_{dist}) + W_{ori}\phi(1 - oSim(i,j);\sigma_{ori}) + W_{shape}(AR_{diff}(i,j))^2 + W_{sh}\phi(1 - shSim(i,j);\sigma_{sh}) \quad \text{수식 3}$$



[그림 3-2] 다중 속성 유사도 평가 기반 그래프 간선 구성 모식도 (k=6)

결과적으로 두 노드 사이의 간선은 산출된 최종 거리 $d(i,j)$가 특정 임계값 이하인 경우에만 생성된다. 이 선택 과정은 앞서 KD-Tree를 통해 획득한 공간적 k-NN 후보 집합(점선 영역으로 표현됨) 내에서만 수행된다. 다중 속성의 일관성이 높아 임계값을 만족하는 후보 쌍은 유효한 연결(적색 실선)을 형성하는 반면, 공간적으로는 근접하더라도 방향이나 외형 등 의미론적 특성이 상이한 이종 객체 쌍은 페널티가 누적되어 임계값을 초과하게 되고 최종 간선 형성에서 배제(흑색 실선)됨으로써, 결과적으로 비물리적인 얽힘 현상을 방지한다.

한편 본 연구는 배경 노이즈에 취약한 전역 임계값 대신, 체인메일 변형이 발생하는 국소 영역 내의 $d(i,j)$ 분포로부터 임계값을 결정하는 전략을 취한다. 수집된 거리 값들을 오름차순으로 정렬한 뒤 상위 10%를 구조적 노이즈로 간주하여 제외하고, 나머지 90% 데이터의 경계값을 최종 임계값으로 정의

한다. 이러한 분포 기반 임계값 설정 방식은 장면의 전체 스케일이나 가우시안의 밀도 변화에 영향을 덜 받으며, 비구조적 노이즈를 억제하는 동시에 구조적으로 유사한 가우시안 간의 연결을 강화한다. 이를 통해 변형 전파가 안정적으로 이루어질 수 있는 그래프 구조를 구성할 수 있다.

HANSUNG UNIVERSITY

Ⅳ. 그래프 기반 변형

3장의 과정을 통해 공간적으로 인접하고 방향, 크기(scale), 외형이 유사한 가우시안들끼리만 선택적으로 연결된 의미론적 유사도 그래프가 완성된다. 본 장에서는 이렇게 구축된 그래프를 위상 구조로 삼아 사용자의 조작 변위를 실시간으로 전파하는 포인트 기반 체인메일 알고리즘의 원리와 구현 방식을 기술한다. 나아가 변형된 중심 위치만으로는 해결할 수 없는 가우시안의 기하학적 불일치 문제를 극복하기 위해, 극분해(Polar Decomposition) 기반의 공분산 적응(Covariance Adaptation) 모듈을 통합하는 전체 파이프라인을 제안한다.

4.1 포인트 기반 체인메일 알고리즘

전통적인 3차원 볼륨 체인메일(volumetric ChainMail) 및 이를 병렬화한 HP-체인메일 기법들은 각 복셀(voxel)이 정확히 6방향의 이웃을 가지며 이들 사이의 초기 안정 거리가 상수로 고정된 정규 복셀 그리드(regular voxel grid) 환경을 가정한다. 이러한 직교 그리드 환경에서는 변형 시 그리드가 평행육면체 형태로 붕괴하는 현상을 막기 위해 연산 비용이 높은 전단 제약(shear constraint)을 명시적으로 처리해야 한다(Gibson, S. F., 1997)(Rodríguez, A. et al., 2016).

반면 본 연구에서 구축한 가우시안 유사도 그래프에서는 개별 가우시안 노드가 축 방향에 정렬되지 않은 다양한 방향으로 여러 이웃과 연결된다. 이처럼 다방향에서 작용하는 거리 제약들이 서로 맞물려 구조적 골격을 형성하기 때문에, 별도의 처리 없이도 전단 형태의 왜곡이 자연스럽게 억제된다. 이에 따라 본 연구의 프레임워크는 명시적인 전단 제약 계산을 생략하고, 유클리드 거리 제약(압축 및 인장)만으로 변형을 유도하도록 설계하였다.

구현을 위해 알고리즘은 각 가우시안 g_i에 대해 가변적인 수의 이웃 집합

$N(i)$, 이웃 간의 초기 안정 거리 d_{ij}^{rest}, 그리고 변형 전파의 우선순위를 결정하는 타임스탬프 t_i를 해당 가우시안의 속성 정보로 함께 저장한다 (Rodríguez, A. et al., 2016). 초기 안정 거리는 3DGS 학습이 완료된 시점의 가우시안 위치를 기준으로 사전에 계산되어 저장되며, 변형이 진행되는 동안 각 이웃 쌍 간의 거리 제약 판별에 참조된다.

HANSUNG UNIVERSITY

포인트 기반 체인메일 GPU 커널 내부 반복 알고리즘

Input:

μ_i ▷**Gaussian center positions**

$\mathcal{E} = (i, j, d_{ij}^{rest}, w_{ij})$ ▷**similarity graph edges**

$\Delta\mu_{seed}$ ▷**user-applied displacement**

Output:

μ_i^{def} ▷**deformed Gaussian positions**

for *each element* i **do**
  $t_i \leftarrow \infty,\ \mu_i^{\mathrm{def}} \leftarrow \mu_i$
end for
$t_{seed} \leftarrow 0,\ \mu_{seed}^{\mathrm{def}} \leftarrow \mu_{seed} + \Delta\mu_{seed}$
// Propagation
for $p = 1$ *to* P **do**
  Parallel for *each* g_i **do**
    $j^* \leftarrow \arg\min_{j \in N(i)} (t_j + \mathrm{Prop}\,Time(w_{ij}))$
    if $t_{j^*} + \mathrm{Prop}\,Time(w_{ij^*}) < t_i$ then
      $\mu_i^{\mathrm{def}} \leftarrow Correct(\mu_i^{\mathrm{def}},\ \mu_{j^*}^{\mathrm{def}},\ d_{ij^*}^{rest}, w_{ij^*})$
      $t_i \leftarrow t_{j^*} + \mathrm{Prop}\,Time(w_{ij^*})$
    end if
  end Parallel for
end for
// Relaxation
for $r = 1$ *to* R **do**
  Parallel for *each* g_i **do**
    $\mu_i^{\mathrm{def}} \leftarrow \mu_i^{\mathrm{def}} + \alpha \cdot \frac{1}{|N(i)|} \sum_{j \in N(i)} \delta_{ij} \widehat{n_{ij}} w_{ij},\ |\delta_{ij}| > \tau$
  end Parallel for
end for
return μ_i^{def}

[표4-1] 전파 및 안정화 과정에서의 GPU 커널 내부 반복 알고리즘

본 연구에서 제안하는 체인메일 구조는 [표 4-1] 과 같으며, 초기화, 전파, 안정화의 세 단계로 구성된다.

초기화 단계에서는 모든 가우시안의 타임스탬프를 무한대로 설정하고, 사용자가 선택한 시드 노드의 타임스탬프를 0으로 초기화하며 변위를 적용한다.

전파 단계(Propagation)에서는 각 가우시안이 이웃 집합 $N(i)$ 중 타임스탬프와 간선 강성을 고려한 전파 시간의 합이 가장 작은 이웃 j^*를 선택한다. 해당 이웃을 통한 전파 시간이 자신의 현재 타임스탬프보다 작을 경우, 두 가우시안 사이의 초기 안정 거리 d_{ij}^{rest}를 기준으로 거리 제약 위반 여부를 판별하고 위반 시 방향 벡터를 따라 위치를 즉시 보정한다.

안정화 단계(Relaxation)에서는 각 가우시안이 이웃들과의 거리 제약 위반량 δ_{ij}를 간선 강성 w_{ij}로 가중하여 누적한 뒤, 그 평균값으로 위치를 반복 조정한다. 이를 통해 전파 단계에서 누적된 제약 오차가 재분배되어 변형 상태가 안정적으로 수렴한다.

실시간 성능을 확보하기 위해 전파와 안정화 단계 모두 CUDA 기반으로 구현되었으며, 각 가우시안은 독립적인 스레드에서 이웃의 위치 정보를 읽고 자신의 위치를 갱신한다(Rodríguez, A., 2015). 이 변형 결과는 4.6절의 공분산 적응 모듈과 결합되어 가우시안의 형태 일관성을 유지한다.

4.2 동적 변형을 위한 적응형 공분산 제어

앞 절에서 기술한 포인트 기반 체인메일 알고리즘은 그래프 위상 구조를 따라 가우시안의 중심 위치 좌표 μ를 갱신함으로써 국소 변형을 빠르게 전파한다. 그러나 3DGS 환경에서 각 프리미티브(primitive)의 시각적 형태는 단순히 중심 위치만으로 정의되지 않으며, 중심점 μ와 크기(scale) 및 회전을 정의하는 공분산 행렬(covariance matrix) Σ가 결합하여 전체적인 3차원 기하 구조를 공동으로 결정한다. 따라서 공분산 행렬은 초기 상태 그대로 고정해 둔 채 오직 중심점 μ만을 이동시킬 경우, 3차원 타원체인 가우시안 프리미티브가 변형된 공간적 흐름을 따라가지 못하는 현상이 발생한다.

이러한 기하학적 불일치는 표면의 찢어짐과 표면 법선의 왜곡을 발생시켜 렌더링 오류를 유발한다. 특히 비강체 변형(non-rigid deformation) 상황에서

이 문제는 더욱 심화된다. 단순한 강체 회전(rigid rotation)은 공분산의 회전 성분만 갱신하면 해결되지만, 피부가 늘어나거나 근육이 수축하는 등의 비강체 변형은 국소적인 인장(stretching)과 전단(shearing)을 동반하므로 가우시안의 크기(scale)와 방향(orientation) 모두를 동시에 물리적으로 변화시켜야 한다. 이에 따라 본 연구는 가우시안 이웃 간의 상대적 움직임으로부터 국소 변형 행렬(local deformation matrix) F를 추정하고, 이를 3DGS의 공분산 파라미터화 체계 내부에 일관성 있게 통합하는 기법을 제안한다.

4.3 국소 변형 행렬 추정

각 가우시안 g_i 주변의 국소 변형을 정량화하기 위해, 대상 노드 i와 이웃 집합 N_i에 속한 k개의 노드들 사이의 상대적 위치 변화를 분석한다. 가우시안 i의 중심 좌표를 국소 원점으로 설정할 때, 변형 전후의 이웃 j에 대한 상대 벡터는 각각 다음과 같이 정의된다.

$$p_j = \mu_{j,\mathrm{orig}} - \mu_{i,\mathrm{orig}}, \quad q_j = \mu_{j,\mathrm{def}} - \mu_{i,\mathrm{def}} \qquad \text{수식 4}$$

이 벡터들을 열벡터로 쌓아 다음과같은 행렬 $P, Q \in \mathbb{R}^{3\times k}$를 구성한다.

$$P = [p_1|p_2|p_3|\dots|p_k],\ Q = [q_1|q_2|q_3|\dots|q_k] \qquad \text{수식 5}$$

이때 변형행렬 F에 대해$Q = FP$관계가 성립하며, 변형 전 벡터 그룹 P을 변형 후 벡터 그룹 Q로 가장 잘 근사하는 선형 변환 F를 구하는 문제는 두 점 집합 사이의 변환 파라미터를 최소제곱법으로 추정하는 문제로 귀결된다 (Umeyama, S., 1991)(Müller, M., 2005).

$$\min_F \sum_{j\in N_i} \| q_j - Fp_j \|^2 = \min_F \| Q - FP \|_F^2 \qquad \text{수식 6}$$

목적함수를 F에 대해 미분하여 0으로 놓으면 다음 정규 방정식이 도출된다.

$$\frac{\partial}{\partial F} \| FP - Q \|_F^2 = 0 \qquad \text{수식 7}$$

$$2(FP - Q)P^T = 0$$

$$FPP^T = QP^T$$

$$F = QP^T(PP^T)^{-1}$$

여기서 행렬 $P, Q \in \mathbb{R}^{3 \times k}$는 각각 변형 전후의 상대 벡터 p_j와 q_i를 열 벡터로 포함하여 구성한 행렬이며, $\| \cdot \|_F$는 프로베니우스 노름(Frobenius norm)을 나타낸다. 실제 효율적인 구현에서는 3×k 크기의 행렬 P, Q를 메모리상에 명시적으로 구성하는 대신, 3×3 행렬 $C_{PP} = PP^T, C_{QP} = QP^T$ 를 이웃 순회 시 벡터 외적(outer product)의 누적 합으로 효율적으로 계산한다.

$$C_{PP} = \sum_{j \in N_i} p_j p_j^T, \qquad C_{QP} = \sum_{j \in N_i} q_j p_j^T \qquad \text{수식 8}$$

여기서 $p_j p_j^T$와 $q_j p_j^T$는 각각 3×3 크기의 외적 행렬이다. 이를 통해 불필요한 메모리 할당 없이 정규 방정식을 구성할 수 있으며, 수백만 개의 가우시안을 병렬로 처리하는 환경에서 연산 효율을 높일 수 있다. 최종적으로 국소 변형 행렬 F는 다음과 같이 구해진다.

$$F = C_{QP} C_{PP}^{-1} \qquad \text{수식 9}$$

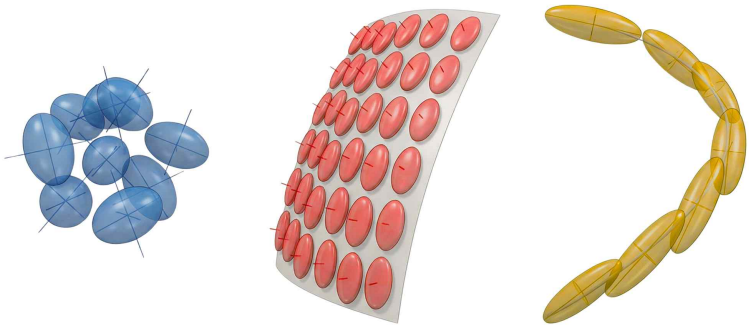
그러나 이 최소제곱 해 F는 수학적으로는 최적일지라도, 실제 데이터의 특성에 따라 기하학적으로 불안정하거나 원치 않는 변환을 포함할 수 있으며, 이에 대한 상세한 분석과 해결책은 다음 절에서 논의한다.

4.4 변형 행렬의 수치적 불안정성 분석

최소제곱법 기반의 행렬 추정은 이론적으로 평균 오차를 최소화하는 장점이 있으나, 이를 3DGS 환경에 적용할 경우 3DGS 특유의 공분산 파라미터화 방식으로 인해 수치적 불안정성이 발생할 수 있다.

첫 번째 원인은 이웃 데이터의 기하학적 퇴행성이다. C_{PP}가 가역 행렬이 되기 위해서는 이웃 벡터 p_j들이 3차원 공간을 충분히 정의해야 한다. 그러나 이웃의 수 k가 3 미만이거나, k ≥ 3이더라도 이웃들이 하나의 평면(coplanar) 또는 직선(collinear) 상에 분포할 경우 C_{PP}는 랭크 부족 상태가 되어 역행렬 계산이 불안정해진다. 이는 주로 가우시안 밀도가 희소한 영역이나 구조적으로 단순한 평탄면에서 발생한다.

두 번째 원인은 기존 3DGS 알고리즘은 물체의 얇은 표면 경계를 근사하기 위해, 학습 과정에서 표면 법선 방향의 크기(scaling) 성분을 0에 가까운 값으로 수렴하도록 유도한다(Kerbl, B., 2023). 그 결과 표면에 정렬된 가우시안들은 평평한 디스크(flat disk, 2D) 형태나 가느다란 바늘(thin needle, 1D) 형태와 같이 저랭크 구조(low-rank structure)로 수렴하게 된다.



[그림 4-1] 이웃 분포 형태에 따른 안정성 비교 (3차원 분포, 평면 분포, 직선 분포)

이렇게 평평해진 가우시안들이 모여 얇은 표면이나 선 형태의 구조를 구성하기 때문에, 한 가우시안과 그 이웃들의 중심점(μ) 분포 역시 온전한 3차원 공간을 채우지 못하고 2차원 평면 위나 1차원 선을 따라 분포하게 된다. 결과적으로 [그림 4-1] 의 좌측 처럼 가우시안들이 3차원 공간에 고르게 분포된 영역에서는 이웃 구성 행렬 C_{PP}의 역행렬 계산이 정상적으로 수행되지만, 표면에 정렬된 가우시안에서는 행렬이 랭크 부족(rank-deficient) 상태가 되거나 조건수(condition number)가 과도하게 커지는 불량 조건(ill-conditioned) 상황(예: $\det(C_{PP}) \approx 0$ or $\varkappa(C_{PP}) \gg 1$)이 발생하게 된다.

중요한 점은 이러한 불안정성이 단순한 수치 연산상의 예외가 아니라, 3DGS가 얇은 표면을 표현하기 위해 채택한 구조적 특성에서 비롯된다는 것이다. $\det(C_{PP}) \approx 0$인 상황에서 역행렬을 직접 계산하면, 붕괴된 고유 방향으로 수치 노이즈가 증폭되어 변환 행렬 F에 비물리적인 전단(shear) 왜곡이나 반사(reflection) 아티팩트가 발생하고, 의도한 변형이 올바르게 표현되지 않는다.

이러한 문제를 피하기 위한 일반적인 방법으로 티호노프 정칙화(Tikhonov regularization)가 있다. 이는 행렬 C_{PP}의 대각 성분에 감쇠 항(damping term) λI를 더하는 방식이다. 그러나 이 방법은 수치적 안정성을 확보할 수 있는 반면, 이미 납작해진 고유 방향에 인위적인 두께를 부여하는 부작용이 있다. 즉, 얇은 표면 가우시안에 존재하지 않는 두께를 강제로 추가하여 변형 필드 전체에 편향(bias)을 야기한다. 이는 3DGS가 고품질 렌더링을 위해 형성한 기하학적 구조를 훼손하므로, 본 연구에서는 원래 가우시안의 구조적 이방성(anisotropy)을 유지하면서 안정성을 확보할 수 있는 방법을 도입하였다.

4.5 극분해를 통한 기하학적 정제

인위적인 두께 부여 없이 구조적 불안정성을 해결하기 위해, 본 연구는 극분해(Polar Decomposition) 기법을 채택하였다. 수치적으로 불안정한 C_{PP}의 역행렬에 직접 의존하는 대신, 추정된 국소 변형 기울기를 특이값 분해

(Singular Value Decomposition, SVD)를 적용하여 다음과 같이 분해한다.

$$F = U\Sigma V^T \quad \text{수식 10}$$

여기서 U와 V는 각각 좌·우 특이 벡터로 구성된 직교 행렬이며, Σ는 특이값을 대각 성분으로 갖는 행렬이다. 이로부터 순수 회전 성분 R과 대칭 신장 성분 S를 각각 다음과 같이 추출한다.

$$R = UV^T,\ S = V\Sigma V^T \quad \text{수식 11}$$

이 과정에서 Σ 의 대각 성분, 즉 특이값이 0에 가까운 경우 이를 하한값으로 제한(clamping)함으로써 수치 오차로 인한 발산을 억제한다. 또한 $\det(R) = -1$인 경우, 즉 분해 결과에 반사(reflection) 성분이 포함된 경우에는 부호를 교정하여 R의 직교성을 보장한다. 이러한 처리를 통해 정제된 최종 국소 변형 행렬 F는 다음과 같이 재구성된다.

$$F = RS \quad \text{수식 12}$$

이 극분해 과정은 회전 성분 R의 직교성(orthogonality)과 변형 성분 S의 대칭성을 보장한다. 이를 통해 [그림 4-1]에서 언급한 랭크 부족 이웃 구조에서 발생하는 반사 왜곡이나 과도한 전단 등 비물리적인 아티팩트를 제거할 수 있다. 또한 극분해는 3DGS의 회전-크기 분해(rotation-scale decomposition) 구조를 유지함으로써, 비강체 변형 환경에서도 공분산 제어를 안정적으로 수행할 수 있는 기하학적으로 일관된 해를 제공한다.

4.6 공분산 행렬 적용

3DGS에서 Kerbl 은 회전 행렬 R과 크기 행렬 S를 결합하여 공분산 행렬을 다음과 같은 형태로 표현한다(Kerbl, B., 2023).

$$\Sigma = RSS^T R^T \quad \text{수식 13}$$

쿼터니언 (r, x, y, z)로부터 복원된 회전 행렬 R과, 세 축 방향의 스케일 (s_x, s_y, s_z)로 구성된 크기 행렬 S는 각각 다음과 같이 정의된다.

$$R = \begin{pmatrix} 1-2(y^2+z^2) & 2(xy-rz) & 2(xz+ry) \\ 2(xy+rz) & 1-2(x^2+z^2) & 2(yz-rx) \\ 2(xz-ry) & 2(yz+rx) & 1-2(x^2+y^2) \end{pmatrix}, S = \begin{pmatrix} s_x & 0 & 0 \\ 0 & s_y & 0 \\ 0 & 0 & s_z \end{pmatrix} \quad \text{수식 14}$$

즉 이 두 행렬의 조합이 가우시안의 형태, 즉 얼마나 납작한지, 어느 방향으로 뻗어있는지를 결정한다. 본 연구는 이를 동적 변형 환경으로 확장하기 위해, 4.5절에서 극분해를 통해 정제된 국소 변환 행렬 $\tilde{F} = \tilde{R}\tilde{S}$를 기존 공분산 $\Sigma = RSS^T R^T$ 에 적용한다. 공분산 갱신의 목표는 $\tilde{F}$를 공분산 양쪽에 적용하여 $\Sigma' = F\Sigma F^T$ 를 얻는 것이나, 이를 3DGS의 회전-크기 분해 파라미터 체계에서 직접 계산하기 위해 보조 행렬 M을 다음과 같이 정의한다.

$$M = SR^T \tilde{S}\tilde{R}^T \quad \text{수식 15}$$

$M^T M$ 을 전개하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} M^T M &= \tilde{R}\tilde{S}RSS^T R^T \tilde{S}^T \tilde{R}^T \quad \text{수식 16} \\ &= \tilde{R}\tilde{S}\Sigma\tilde{S}^T\tilde{R}^T \\ &= F\Sigma F^T = \Sigma' \end{aligned}$$

즉, 행렬 M을 통한 $M^T M$ 연산이 $\tilde{F}$를 공분산 양쪽에 곱하는 형태로 자연스럽게 유도된다. 이 갱신 방식은 3DGS 학습을 통해 형성된 가우시안의 이방성(anisotropic) 기하 구조를 그대로 유지하며, 그 결과 평평한 가우시안들이 수치적 발산이나 형태 왜곡 없이 복잡한 비강체 변형을 수행할 수 있게

된다.

결론적으로 체인메일에 의해 변형이 전달되면, 각 가우시안은 이웃들의 움직임에 반응하여 중심 위치(μ)뿐만 아니라 기하학적 방향(orientation)과 신장(stretch) 값까지 함께 갱신시키며, 이를 통해 변형된 기하 구조와 시각적 외형 사이의 일관성을 실시간으로 유지할 수 있다.

HANSUNG UNIVERSITY

V. 실험 및 결과

본 장에서는 제안하는 실시간 인터랙티브 변형 프레임워크에 대한 정량적 및 정성적 평가를 수행한다. 특히 사용자 조작에 대한 실시간 반응성과 국소 구조 보존 능력을 중점적으로 검증한다. 모든 실험은 Intel Core i7 CPU 및 NVIDIA RTX 4070 SUPER GPU가 탑재된 데스크탑 환경에서 수행되었다. 실험에 사용된 데이터셋은 단일 객체 수준의 소규모 장면부터 대규모 실외 환경까지 다양한 구조적 복잡도를 포괄하며, 총 14개 장면으로 구성된다. 각 장면의 세부 정보는 [표 5-1]에 정리하였으며, 장면당 가우시안 수는 최소 33.6K에서 최대 3.14M에 이르는 넓은 범위를 아우른다.

Dataset	#Gaussians	Source	Purpose
Fox	33.6k	InstantNGP(Müller, T., 2022)	기본검증
Ficus	87.4k	NeRF(Mildenhall, B., 2021)	비교실험
Chair	110.8k	NeRF (Mildenhall, B., 2021)	비교실험
Wolf	114.0k	PhysGaussian(Xie, T., 2024)	비교실험
Lego	168.7k	NeRF (Mildenhall, B., 2021))	비교실험
Male	102.4k	iPhone 15 Pro 촬영, COLMAP 처리 (Schönberger, J. L., 2016)	기본검증
Tomato	259.8k	Kaggle "Bowl of Tomatoes" (Bethke, S., 2020)	확장성 검증
Bonsai	769.2k	3DGS(Kerbl, B., 2023)	확장성 검증
Truck	1.09M	3DGS (Kerbl, B., 2023)	확장성 검증
Kitchen	1.27M	3DGS (Kerbl, B., 2023)	확장성 검증
Pinecone	2.19M	Mip-NeRF 360 (Barron, J. T., 2022)	확작성 검증
TreeHill	2.48M	3DGS (Kerbl, B., 2023)	확장성 검증
Stump	2.63M	3DGS (Kerbl, B., 2023)	확장성 검증
Garden	3.14M	3DGS (Kerbl, B., 2023)	확장성 검증

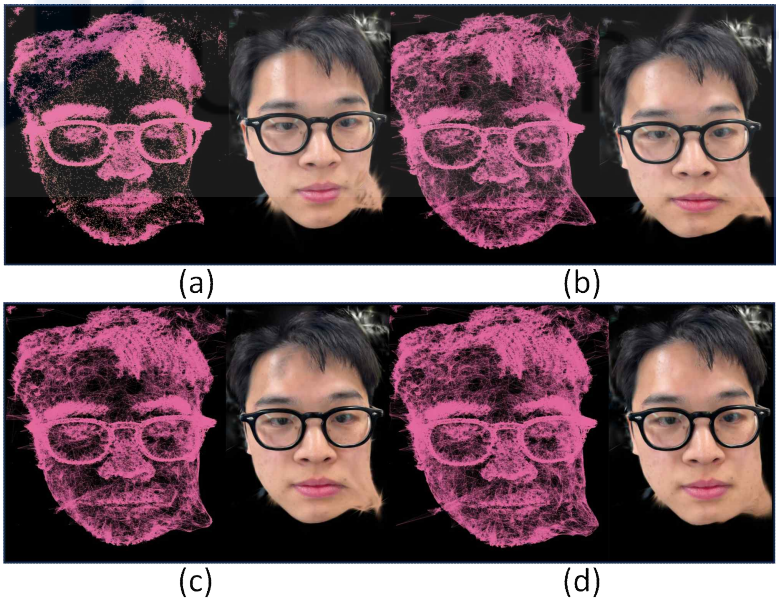
[표 5-1] 실험 데이터셋 구성 및 출처

5.1 가우시안 유사도 그래프 분석

본 절에서는 다중 속성(multi-attribute) 기반의 가우시안 유사도 그래프가

비정형 포인트 집합에 적용되었을 때 나타나는 위상학적 건전성(topological soundness)을 다각도로 평가한다. 실험은 거리(distance) 기반의 연결을 시작으로 방향(orientation), 모양(shape), 그리고 색상 및 시점 의존적 외형(appearance, SH) 정보를 점진적으로 추가해 감에 따라 그래프의 연결성이 어떻게 진화하는지를 분석한다.

전역적 연결성(Global connectivity)은 전체 정점(vertex) 중에서 가장 큰 연결 요소(component)에 포함된 정점의 비율을 나타내는 최대 연결 요소 비율(Largest Connected Component ratio, LCC ratio)을 사용하여 정량적으로 측정하였다. 이와 더불어 평균 연결 차수(Average Degree, 2E/V)를 모니터링하여 그래프의 전반적인 밀도를 함께 관찰하였다. 나아가, 생성된 그래프의 간선들이 실제 기하학적 근접성을 얼마나 충실하게 반영하는지를 수치화하기 위하여 k-NN 국소 비율(k-nearest neighbor local ratio, k-NN LR) 지표를 측정하였다. 이는 그래프상에서 연결이 확정된 이웃들 중 실제 공간적 k-NN 집합 내에 포함된 이웃의 비율을 의미한다.



[그림 5-1] 유사도 속성 구성에 따른 가우시안 유사도 그래프 공간 연결 패턴 비교

높은 k-NN LR 값은 기하학적 국소성이 훼손되지 않고 강하게 보존되었음을 의미하며, 반대로 낮은 값은 공간적으로 멀리 떨어진 비국소적 이상치(outlier) 연결이 무분별하게 존재함을 시사한다. 그래프 구축의 궁극적인 목표는 안정적인 변형의 파동 전파를 위해 전역 연결성(LCC)을 극대화하는 동시에, 기하학적 국소성(k-NN LR)을 보존하는 것이다.

[표 5-2]은 각 속성에 부여되는 유사도 가중치를 0에서부터 조정된 최적값까지 점진적으로 활성화함에 따른 정량적 변화를 나타낸 것으로, [수식 3-2]에 대한 절제 연구(ablation study) 및 민감도 분석(sensitivity analysis)의 역할을 수행한다. 또한 [그림 5-1]의 (a)부터 (d)까지 4가지 구성에 따른 실제 공간적 연결 패턴의 시각적 결과를 보여준다.

4가지 구성에 따른 Male 데이터셋(k=20) 상의 가우시안 유사도 그래프 공간 연결 패턴. (a) 거리 단일 속성, (b) +방향 추가, (c) +모양 추가, (d) 전체 다중 속성(본 연구). 속성이 추가될수록 전역 연결성이 강화되며, 안경이나 허공의 노이즈와 같이 의미론적으로 구별되는 영역이 분리됨을 알 수 있다.

Configuration	#Graph Links	LCC Ratio ↑	Avg.Deg.	k-NN LR ↑
(a) Distance only	963,186	0.948	18.82	0.719
(b) +Orientation	959,223	0.997	18.74	0.712
(c) +Shape	957,995	0.998	18.72	0.705
(d) Full (RBF)	957,743	0.999	18.71	0.706

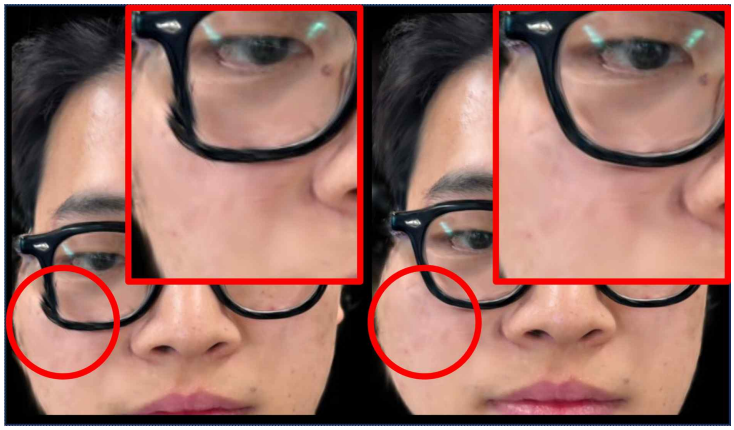
[표 5-2] 다중 속성 유사도 가중치 구성에 따른 그래프 분석 결과

[표 5-2]. RBF 수식 하에서 Male 데이터셋(k=20)을 대상으로 수행된 유사도 가중치 절제 및 민감도 분석 결과.(표 내부 데이터: (a) Distance only, (b) +Orientation, (c) +Shape, (d) Full (RBF) 에 따른 Graph Links, LCC Ratio, Avg. Deg., k-NN LR 수치 포함)본 분석을 통해 도출된 핵심적인 관찰 결과는, 단순히 간선의 개수가 많거나 국소성 지표가 높다는 것만으로는 물리 시뮬레이션을 수행하기에 적합하지 않다는 점이다. 안정적인 변형 전파

를 유지하기 위해서는 반드시 '전역적 연결성(LCC)'이 우선적으로 확보되어야 하며, 국소성 보존은 그 이후에 만족되어야 할 2차적인 검증 기준에 불과하다. 유클리드 거리(Euclidean distance)에만 순수하게 의존한 구성 (a)의 경우, 963,186개의 간선을 생성했음에도 불구하고 LCC 비율은 0.948로 상대적으로 저조한 전역 연결성을 보였다. 이는 전체 가우시안의 약 5%가 변형 전파 경로에서 소외되어 고립되었음을 뜻한다. 도식 4(a)의 성기고 불균일한 이웃 분포에서 시각적으로 확인할 수 있듯이, 이러한 한계는 단순한 k-NN 거리 연결이 전역적인 연결을 넓히는 데 쓰이지 못하고, 이미 밀도가 높은 특정 영역 내에서 불필요하게 중복된 군집화(redundant clustering)에 소모되기 때문에 발생한다.

RBF 커널을 통해 방향(orientation) 유사도를 추가로 통합한 구성 (b)는 전역 연결성을 향상시켜 LCC 비율을 0.997까지 끌어올렸으며, 고립된 잔여 요소(isolated components)의 개수를 기존 2,600개에서 191개로 감소시켰다. 이는 방향 속성이 단일 속성 중 전역 연결성 향상에 가장 크게 기여함을 보여준다. 여기에 모양(Shape) 유사도를 추가로 결합한 구성 (c)는 LCC 비율을 0.998까지 높이고 잔여 고립 요소를 72개로 줄임으로써, 모양 정보가 방향 정보와는 독립적인 구조적 판별력을 가짐을 확인할 수 있다.

색상 및 시점 의존적 외형 특성을 포함하는 구면 조화 함수 (SH) 계수를 포함한 4가지 속성을 RBF 수식 하에 모두 통합한 최종 구성 (d)는 0.999 정도의 LCC 비율을 보여주며, 잔여 고립 요소를 66개로 억제하였다. RBF 커널이 제공하는 비선형적인 페널티(nonlinear penalty)는 SH 항을 포함한 각 속성이 이웃 선택 과정에 기여한다. 이를 통해 사람의 뺨이나 턱과 같이 기하학적으로 평평한 영역에서의 연결성은 더욱 견고하게 강화되는 동시에, 허공에 떠 있는 노이즈로 향하는 연결은 억제된다. 이처럼 전역 연결성이 극대화되었음에도 불구하고 국소성 지표는 0.706(k-NN LR) 수준으로 변함없이 보존되었는데, 이는 의미론적으로 실제 인접 이웃들만을 선별하여 연결하고 있음을 보여준다. 따라서 본 연구는 구성 (d)를 최종적인 그래프 구축 전략으로 채택하였다.

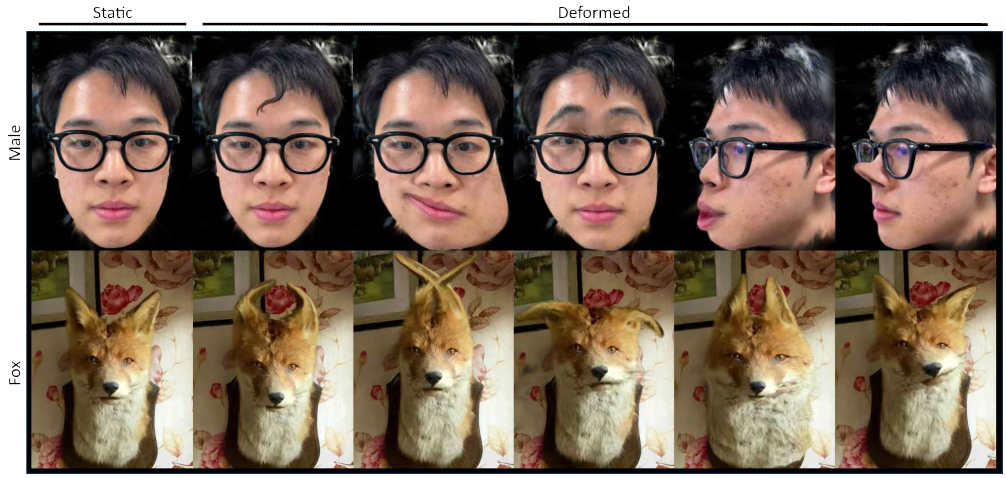


[그림 5-2] 외형 유사도 가중치 조절에 따른 의미론적 분리 성능 비교

[그림 5-2]은 의미론적 분리 과정에서 외형 가중치 W_{sh}의 역할을 보여준다. W_{sh} 값을 낮출 경우, 뺨 영역을 당겼을 때 공간적으로는 가깝지만 색상 및 외형이 다른 안경테 구조까지 변형에 함께 끌려가는 현상이 발생한다. 반면 W_{sh}를 적절한 값으로 설정하면 두 구조 사이의 연결이 분리되어, 안경테는 위치를 유지한 채 뺨 영역만 독립적으로 변형되는 것을 확인할 수 있다. 이를 통해 SH 항이 기하학적 속성만으로는 구분하기 어려운 외형 기반의 경계 판별 기능을 제공하며, 이 기여도를 유사도 지표 내에서 적절히 반영하기 위해 RBF 수식이 필요함을 확인할 수 있다.

5.2 변형 및 렌더링 결과 분석

최종 채택된 최적 구성 (d)를 사용하여, 실시간 인터랙티브 환경에서의 변형 거동을 정성적으로 평가한다. [그림 5-3]은 대표적인 두 데이터셋인 인물 Male과 비인물 객체 Fox에 대해 수행된 다양한 국소 변형 결과를 제시한다.



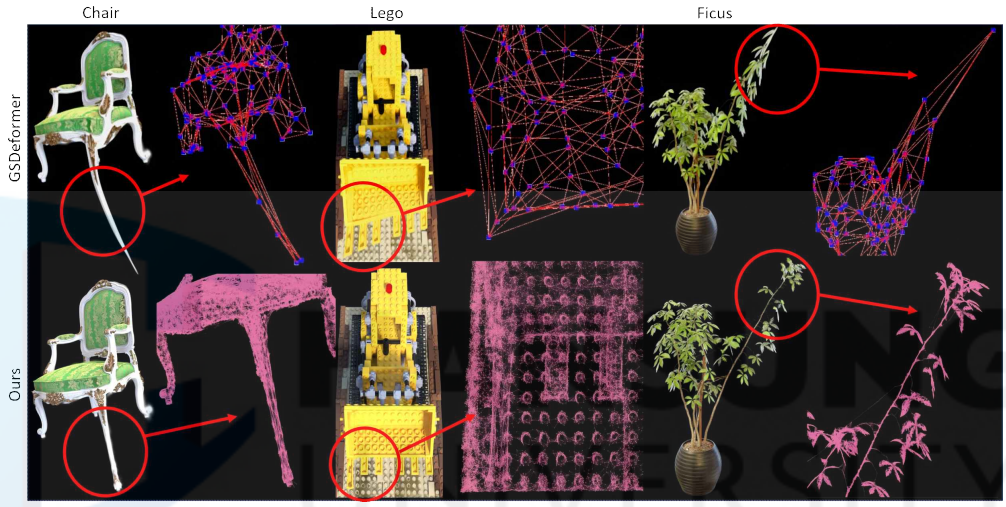
[그림 5-3] 다양한 국소 변형 렌더링 결과

Male 모델의 경우 다섯 가지 변형 사례가 시연되었다. 첫째, 이마 및 두피 영역은 안정된 상태를 유지하면서 머리카락 가닥만이 개별적으로 변형되는 모습을 보여주었다. 둘째, 뺨과 입술 주변 피부를 자유롭게 조작하는 과정에서 연조직을 가로지르는 탄성 전파 거동이 확인되었다. 셋째, 눈썹 구조만을 독립적으로 움직일 때 인접한 안경테에 간섭이 발생하지 않음으로써 의미론적 분리 성능을 보여준다. 넷째, 턱과 입 주변 영역에서는 변위량의 크기 변화에 따라 정교한 제어가 가능함을 보여주었다. 마지막으로, 코끝을 위로 들어 올리는 조작을 통해 얼굴 표면에서 미세하게 돌출된 작은 구조물도 주변 안면부의 흐트러짐 없이 국소적으로 변형될 수 있음을 확인하였다.

Fox 모델에서는 구조적 세부 표현과 전역적 형태 제어 능력을 검증하는 다섯 가지 사례가 수행되었다. 첫 번째부터 세 번째 사례까지는 여우의 귀 관절 조작을 다양하게 시연하여, 귀를 구부리거나 비틀며, 다각도로 재배치하는 동작을 수행하였다.

이를 통해 공간적으로는 인접해 있더라도 의미론적으로 구분되는 영역들이 탄성 거동을 유지하며 독립적으로 조작됨을 확인하였다. 네 번째 사례는 신체 전체에 바깥쪽을 향하는 팽창력을 가하는 것으로, 다중 홉(multi-hop) 그래프 연결 영역을 통해 대규모 변형이 이루어짐을 보여주었다. 다섯 번째 사례는 주둥이 주변의 가느다란 수염 구조, 즉 얇고 길게 모양을 가진 가우시

안 가닥들을 옆으로 잡아당긴 결과이다. 수염을 당기자 주둥이 부위가 그래프 전파를 통해 자연스럽게 함께 움직이는 거동을 보여주었으며, 이는 섬세한 기하 구조에서도 본 프레임워크가 안정적으로 작동함을 확인해 준다. 모든 사례에 걸쳐 표면의 기하학적 연속성과 색상 및 외형의 시각적 일관성이 유지되었으며, 표면이 부자연스럽게 찢어지거나 외형이 무너지는 현상은 발생하지 않았다.



[그림 5-4] GSDeformer와의 변형 성능 정성적 비교 실험

[그림 5-4] 에서는 Chair, Lego, Ficus 등 구조적 다양성이 뚜렷한 세 가지 데이터셋을 대상으로 케이지(cage) 기반의 GSDeformer 기법과 본 연구에서 제안하는 그래프 기반 프레임워크 간의 변형 성능을 정성적으로 직접 비교 분석한 결과를 보여준다.

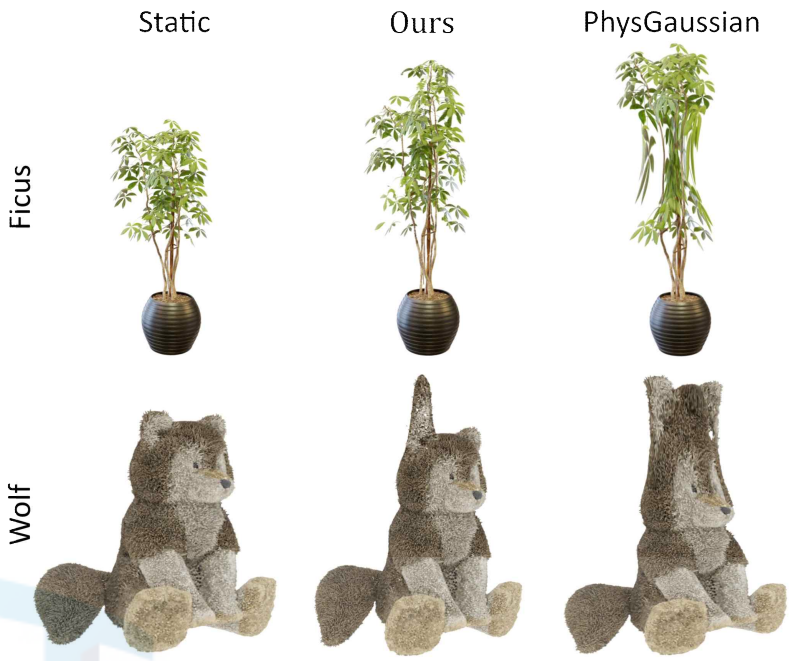
GSDeformer 기법 체제하에서 가우시안들은 외부를 감싸는 듬성듬성한 케이지 메쉬(cage mesh)에 전적으로 종속되며, 변형의 형태는 케이지 정점들의 변위에 의해서만 결정된다. 이 케이지가 대상 객체의 세밀한 기하 구조를 완벽하게 반영하여 밀착 구성된 것이 아니기 때문에, 최종 변형의 정밀도는 가우시안 본연의 고밀도가 아니라 수동으로 배치된 케이지 정점의 개수와 위상 구조에 의존할 수밖에 없다. 이러한 근본적인 특성으로 인해 세 가지 데이터

셋 전반에서 다양한 변형 왜곡 현상이 관찰되었다.
Chair 데이터셋 에서는 의자의 다리 하나만을 곧게 당기는 명확한 조작을 의도하였다. 그러나 케이지의 해상도가 다리의 얇은 기하 구조를 온전히 격리하기에 부족하여 변위 중 다리에 미세한 휨 곡률이 발생하였고, 주변 케이지 위상의 영향을 강하게 받아 인접한 상단 구조물까지 통째로 끌려가는 모습이 관찰되었다.

Lego 데이터셋에서는 굴착기 앞쪽의 돌출된 삽(shovel) 구조물만을 전방으로 당기고자 하였다. 그러나 거친 케이지가 굴착기 전체 구조를 넓게 포괄하고 있기에, 목표 영역을 당길 때 삽 양옆의 측면 지지대 구조물들이 무차별적으로 함께 끌려오게 되어, 개별 부품 단위의 정교하고 독립적인 제어가 부족함을 보인다.

Ficus 데이터셋에서는 개별 잎과 가지의 구조를 유지하면서 식물 전체를 위로 확장시키는 것을 시도하였다. 그러나 수많은 줄기와 잎사귀가 복잡하게 얽힌 식물의 구조적 특성상, 케이지 단위로는 각 가지를 독립적으로 분리하기 어려웠다. 그 결과 케이지 정점의 수직 이동과 함께 모든 잎사귀가 하나의 덩어리처럼 함께 늘어나는 전역적인 신장 현상이 구조 전체에 걸쳐 발생하였다. 이와 달리 본 프레임워크는 각 가우시안을 유사도 그래프의 노드로 취급하여, 각 가우시안의 다중 속성으로부터 구성된 간선을 통해서만 변형이 전파된다.

수동으로 케이지 메쉬를 구성할 필요 없이, 가우시안 고유의 속성 정보만으로 의미론적 연결 구조가 자동으로 형성된다. 세 가지 데이터셋 모두에서 본 프레임워크는 주변 기하 구조를 유지하면서 사용자가 의도한 영역 내부로만 변형을 한정하였다. 이는 가우시안 수준에서 수행되는 그래프 기반 전파 방식이 구조가 복잡하거나 이질적인 요소가 혼재하는 장면에서, 케이지 기반 방식에 비해 더 세밀한 국소 제어 능력을 제공함을 보여주는 결과이다.

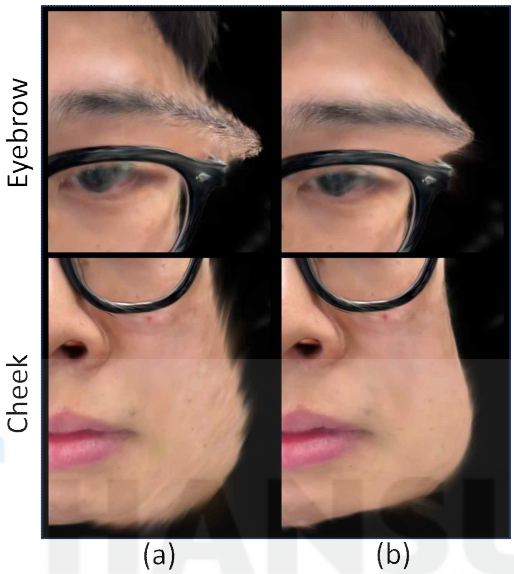


[그림 5-5] PhysGaussian과의 변형 성능 정성적 비교 실험

복잡한 기하 구조 및 극단적 국소 변형 처리에서 제안 기법의 특성을 보다 명확히 드러내기 위해, [그림 5-5]에서는 연속체 역학 기반 MPM 솔버를 사용하는 PhysGaussian과 Wolf 및 Ficus 데이터셋을 활용한 비교 실험을 수행하였다. Wolf 모델에서 PhysGaussian은 MPM 솔버가 물체 전체를 하나의 연속체(continuum)로 취급하는 특성으로 인해 의도치 않은 전역적 형상 왜곡이 발생하였다. 사용자가 귀 영역만을 당기려 했음에도 불구하고, 연속체 전반에 걸쳐 운동량이 전파되는 솔버의 특성으로 인해 머리와 안면부 전체가 함께 늘어나는 현상이 관찰되었다. 반면 본 프레임워크는 전체적인 신체 형상을 유지한 상태에서 사용자가 의도한 영역에 대한 국소 변형만을 수행한다.

Ficus 데이터셋의 경우 MPM 솔버는 가지와 잎사귀의 복잡한 구조를 단일한 균질 연속체(homogeneous continuum)로 처리하기 때문에, 서로 독립적으로 움직여야 할 부분들의 운동을 분리하지 못한다. 극단적인 조작이 가해지면 연속체를 구성하는 입자 그리드가 분열되면서 신장 현상이 나타난다. 반면 본 프레임워크는 잎사귀의 형상을 유지하며 변형을 수행한다.

변형 전파와 더불어, 비강체 변형 과정에서 렌더링 결과의 시각적 일관성을 유지하기 위해서는 국소 기하 구조의 변화에 맞추어 개별 가우시안의 공분산을 실시간으로 갱신하는 처리가 필요하다.



[그림 5-6] 공분산 적응 모듈 적용 유무에 따른 렌더링 결과 비교

[그림 5-6]은 공분산 적응 모듈의 적용 유무에 따른 렌더링 결과의 차이를 보여준다. 공분산 갱신 없이 체인메일만 구동될 경우, 눈썹과 같은 가느다란 구조물은 가우시안이 원래의 방향을 유지한 채 평행 이동만 수행하게 되어 표면이 뾰족하게 갈라지는 아티팩트가 발생한다. 본 프레임워크에서는 극분해를 통해 안정화된 국소 변형 행렬 F를 도출하고, 이를 각 가우시안의 공분산 갱신에 적용한다. 이를 통해 가우시안이 국소 비강체 변형의 흐름에 맞추어 회전하고 늘어나게 되며, 고정된 공분산을 사용할 때 발생하던 시각적 구멍이 제거되고 비교적 큰 변형 에서도 표면의 연속성이 유지된다.

학술적 관점에서, PhysGaussian 역시 변형 기울기를 사용하여 가우시안 공분산을 갱신하지만, 두 기법에서 극분해가 수행하는 역할은 다르다. PhysGaussian에서 변형 기울기 행렬 F는 MPM 솔버 내부에서 수치적으로 안정적인 상태 변수로 관리된다. 더불어 가우시안을 생성하는 3DGS의 학습

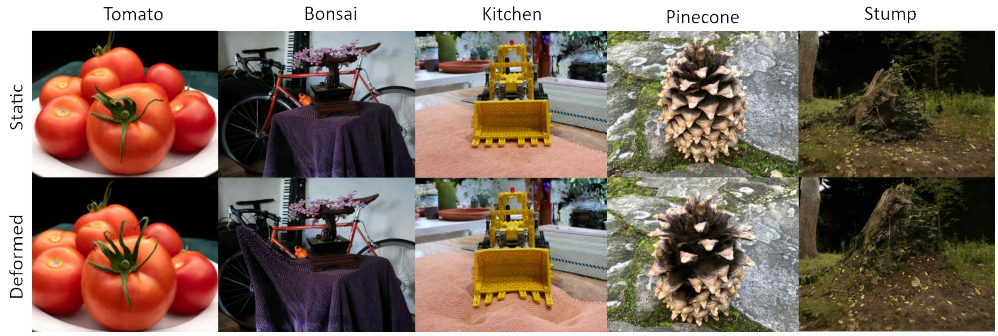
단계에서 이방성 정칙화(anisotropy regularizer) 항을 적용하여 과도하게 얇은 가우시안의 생성을 억제하기 때문에, 도출된 F를 추가적인 안정화 처리 없이 공분산 갱신에 바로 적용할 수 있다. 이 경우 극분해는 구면 조화 함수의 조명 효과를 회전시키기 위한 순수 회전 성분을 추출하는 보조적인 역할에 그친다.

반면 본 프레임워크에서 F는 물리 솔버의 상태 변수가 아니라, 체인메일 전파 이후 이웃들의 위치 변위로부터 최소제곱법으로 사후 추정된 근사값이다. 중요한 점은 이 추정이 별도의 정칙화 처리 없이 표준 3DGS 최적화 결과물, 즉 표면 표현을 위해 강한 이방성을 띠고 랭크 부족 가능성이 있는 가우시안 분포를 그대로 대상으로 한다는 것이다. 따라서 사후 추정된 F 자체는 수치적으로 불안정할 수 있다. 이러한 이유로 본 프레임워크에서 극분해는 F를 공분산 갱신에 적용하기 전에 행렬 자체를 수치적으로 안정화하는 필수적인 처리 단계로 작용한다.

이러한 설계는 본 프레임워크의 범용성을 반영한 결과이기도 하다. 변형 행렬 F가 특정 물리 솔버에 종속되지 않고 그래프 기반 변위 정보로부터 독립적으로 추정되기 때문에, 동일한 공분산 적응 메커니즘을 기반 역학 엔진이나 3DGS 학습 과정을 수정하지 않고도 가우시안 단위의 변위 필드를 생성할 수 있는 다른 변형 기법에도 적용할 수 있다.

5.3 성능 평가

제안하는 프레임워크의 실시간 연산 효율성을 평가하기 위해, 단일 객체 규모인 Fox(33.6K 가우시안)부터 대규모 실내외 환경인 Stump(2.63M 가우시안)까지 총 7가지 규모의 데이터셋을 대상으로 파이프라인 단계별 처리 지연 시간을 측정하였다. 모든 FPS 및 타이밍 데이터는 디스플레이 동기화나 UI 렌더링과 같은 외부 시스템 오버헤드를 제외하고, 내부 핵심 처리 파이프라인의 순수 알고리즘 연산 비용만을 측정하였다.



[그림 5-7] 다양한 규모의 데이터셋에 대한 변형 전후 렌더링 결과

Scene	Scene Complexity	
	#Gaussians	#Graph Links
Fox	33.6K	430.4K
Male	102.4K	1.30M
Tomato	259.8K	3.16M
Bonsai	769.2K	9.73M
Kitchen	1.27M	15.47M
Pinecone	2.19M	27.5M
Stump	2.63M	33.46M

[표 5-3] 장면 규모별 복잡도 (Scene Complexity)

Scene	Processing Time (ms)		
	Propagation	Covariance Update	Rendering
Fox	0.43	0.13	0.48
Male	1.55	0.26	0.73
Tomato	3.53	0.63	1.71
Bonsai	12.07	1.40	1.98
Kitchen	18.37	2.47	3.99
Pinecone	32.46	4.30	5.42
Stump	39.35	4.44	4.00

[표 5-4] 장면 규모별 파이프라인 단계별 처리 시간 (Processing Time)

Scene	Performance	
	Total Latency (ms)	FPS
Fox	1.04	961.5
Male	2.58	387.6
Tomato	6.25	160.0
Bonsai	17.01	58.8
Kitchen	27.43	36.5
Pinecone	40.93	24.4
Stump	52.64	19.0

[표 5-5] 장면 규모별 실시간 처리 성능 (Performance)

[표 5-3], [표 5-4], [표 5-5]에서 확인할 수 있듯이 제안 시스템은 장면의 복잡도와 규모에 관계없이 일관된 확장성을 보인다. Fox와 Male과 같은 소규모 데이터셋의 경우 총 지연 시간이 각각 1.04ms와 2.58ms로 낮게 유지되며, 이를 처리율로 환산하면 각각 961.5 FPS와 387.6 FPS에 해당한다. 중규모 장면인 Tomato(259.8K)와 Bonsai(769.2K)에서도 각각 160.0 FPS와 58.8 FPS를 유지하며, Kitchen(1.27M)에서는 36.5 FPS, 본 실험 최대 규모인 Stump(2.63M)에서도 19.0 FPS의 성능을 보여준다.

이는 처리량을 기존 대비 5~6배 향상시킨 결과이다(Xie, T., 2024)(Huang, J., 2026). 또한 공분산 적응 처리는 연산 비용이 크지 않아 Stump 장면의 263만 개 가우시안에 대해서도 4.44ms만으로 처리가 완료된다. 이러한 결과는 총 지연 시간이 장면의 기하학적 복잡도 증가에 비례하여 선형적으로 증가함을 보여준다. [그림 5-7]에서 확인할 수 있듯이, 이러한 연산 효율은 렌더링 품질을 저하시키지 않으며 대규모 장면의 복잡한 구조에서도 높은 시각적 품질을 유지한다.



[그림 5-8] 단계별 인터랙티브 변형 과정

Truck, Garden, Treehill 데이터셋에 대한 추가적인 정성적 변형 결과는 보충 자료의 [그림 5-8]에서 확인할 수 있으며, 각 시각화는 좌측에서 우측으로 이어지는 4개의 연속적인 단계로 구성되어 있어, 인터랙티브 조작이 진행되는 동안의 단계별 변형 과정을 순차적으로 파악할 수 있다.

앞서 검증된 프레임워크의 효율성에도 불구하고, 극단적인 조작이 가해지는 상황에서는 몇 가지 한계가 관찰된다. 첫째, 국소 영역에 비교적 큰 인장력이 가해질 경우, 최소제곱법으로 추정된 행렬 F의 주 신장 값이 극분해로 안정화할 수 있는 범위를 벗어나게 되어 렌더링 표면에 시각적 찢김 아티팩트가 발생할 수 있다. 둘째, 매우 얇은 구조물이거나 저해상도로 재구성되어 가우시안 밀도가 희소한 영역에서는, 유사도 그래프의 연결망이 충분히 구성되지 못하는 문제가 발생한다. 이 경우 체인메일 전파가 일부 노드를 건너뛰어 변형이 충분히 전달되지 않거나 구조적 연속성이 유지되지 못하는 현상이 관찰되었다. 이러한 한계를 보완하기 위해, 변형량에 따라 가우시안을 동적으로 분할하는 적응형 가우시안 분할 기법이나 희소한 이웃 밀도를 보강하는 근방 밀집화 기법을 프레임워크에 통합하는 것은 향후 과제로 남겨둔다.

Ⅵ. 결론

본 논문에서는 3DGS의 고품질 렌더링 성능을 유지하면서 사용자의 실시간 인터랙티브 변형을 가능하게 하는 APG-GS 프레임워크를 제안하였다. 전통적인 물리 기반 시뮬레이션의 연산 부담을 줄이기 위해, 기하학적 제약 조건 기반의 포인트 기반 변형 모델을 3DGS 파이프라인에 적용하였다. 그래프 구성 측면에서는 가우시안의 위치, 방향, 형태 등 내재적 속성을 결합한 유사도 그래프 구축 방식을 제안하여, 공간적으로 인접하더라도 구조적으로 다른 객체들 사이의 의미론적 분리를 실현하였다. 또한 기하학적 변형에 대응하여 가우시안의 회전 및 크기를 실시간으로 갱신하는 공분산 적응 모듈을 개발하여, 큰 변형 하에서도 시각적 아티팩트 없이 기하학적 일관성을 유지할 수 있었다.

실험 결과, 수백만 개의 가우시안으로 구성된 대규모 데이터셋에서도 실시간 인터랙티브 처리속도를 달성하였다. 전체 파이프라인의 GPU 병렬화를 통해 데이터 전송 병목을 줄이고 처리량을 높임으로써, 무거운 물리 엔진 없이도 고품질의 인터랙티브 3D 콘텐츠 제작이 가능함을 확인하였다. 향후 연구로는 세 가지 방향을 계획하고 있다.

첫째, 프레임워크의 모듈 구조를 활용하여 위치 기반 역학(PBD, XPBD)과 같은 다른 역학 모델을 통합함으로써 다양한 시뮬레이션 시나리오에 대한 적용 범위를 넓힐 예정이다(Müller, M., 2007)(Macklin, M., 2016). 둘째, 근육이나 천과 같은 방향 의존적 물성을 가진 이방성 재질의 표현을 지원하도록 현재 구현을 확장할 계획이다. 마지막으로, 수천만 개 이상의 가우시안으로 구성된 더 대규모의 장면으로 확장할 수 있도록 다중 GPU 환경에 대한 최적화를 진행할 예정이다.

참고문헌

1. 국외문헌

Andrade-Loarca, H., Hege, J., Cremers, D. and Kutyniok, G. (2023). Neural Poisson surface reconstruction: Resolution-agnostic shape reconstruction from point clouds. arXiv preprint arXiv:2308.01766.

Barron, J. T., Mildenhall, B., Verbin, D., Srinivasan, P. P. and Hedman, P. (2022). Mip-NeRF 360: Unbounded anti-aliased neural radiance fields. In Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 5470－5479.

Bentley, J. L. (1975). Multidimensional binary search trees used for associative searching. Communications of the ACM, 18(9), pp. 509－517.

Chen, G. and Wang, W. (2026). A survey on 3D Gaussian splatting. ACM Computing Surveys, 58(12), Article 313, pp. 1－39.

Dong, J. and Wang, Y.-X. (2025). 3DGS-Drag: Dragging Gaussians for intuitive point-based 3D editing. In The Thirteenth International Conference on Learning Representations (ICLR 2025), pp. 82799－82815.

Gao, L., Yang, J., Zhang, B.-T., Sun, J.-M., Yuan, Y.-J., Fu, H. and Lai, Y.-K. (2024). Mesh-based Gaussian splatting for real-time large-scale deformation. arXiv preprint arXiv:2402.04796.

Gibson, S. F. (1997). 3D chainmail: A fast algorithm for deforming volumetric objects. In Proceedings of the 1997 Symposium on

Interactive 3D Graphics, pp. 149–154.

Guédon, A. and Lepetit, V. (2024). SuGaR: Surface-aligned Gaussian splatting for efficient 3D mesh reconstruction and high-quality mesh rendering. In Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 5354–5363.

Huang, J., Xu, S., Yu, H. and Lee, T.-Y. (2026). GSDeformer: Direct, real-time and extensible cage-based deformation for 3D Gaussian splatting. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics. doi:10.1109/TVCG.2026.3687062.

Huang, Y.-H., Sun, Y.-T., Yang, Z., Lyu, X., Cao, Y.-P. and Qi, X. (2024). SC-GS: Sparse-controlled Gaussian splatting for editable dynamic scenes. In Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 4220–4230.

Huynh, D. Q. (2009). Metrics for 3D rotations: Comparison and analysis. Journal of Mathematical Imaging and Vision, 35(2), pp. 155–164.

ITU-R (2011). Recommendation ITU-R BT.601-7: Studio encoding parameters of digital television for standard 4:3 and wide-screen 16:9 aspect ratios. International Telecommunication Union.

Jiang, Y., Yu, C., Xie, T., Li, X., Feng, Y., Wang, H., Li, M., Lau, H., Gao, F., Yang, Y. and Jiang, C. (2024). VR-GS: A physical dynamics-aware interactive Gaussian splatting system in virtual reality. In ACM SIGGRAPH 2024 Conference Papers, pp. 1–11.

Kazhdan, M., Bolitho, M. and Hoppe, H. (2006). Poisson surface reconstruction. In Proceedings of the Fourth Eurographics Symposium on Geometry Processing, pp. 61–70.

Kerbl, B., Kopanas, G., Leimkühler, T. and Drettakis, G. (2023). 3D Gaussian splatting for real-time radiance field rendering. ACM Transactions on Graphics, 42(4), pp. 1－14.

Liang, Y., Khan, N., Li, Z., Nguyen-Phuoc, T., Lanman, D., Tompkin, J. and Xiao, L. (2025). GauFRe: Gaussian deformation fields for real-time dynamic novel view synthesis. In Proceedings of the IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV), pp. 2642－2652.

Lu, Z., Guo, X., Hui, L., Chen, T., Yang, M., Tang, X., Zhu, F. and Dai, Y. (2024). 3D geometry-aware deformable Gaussian splatting for dynamic view synthesis. In Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 8900－8910.

Macklin, M., Müller, M. and Chentanez, N. (2016). XPBD: Position-based simulation of compliant constrained dynamics. In Proceedings of the 9th International Conference on Motion in Games, pp. 49－54.

Mildenhall, B., Srinivasan, P. P., Tancik, M., Barron, J. T., Ramamoorthi, R. and Ng, R. (2021). NeRF: Representing scenes as neural radiance fields for view synthesis. Communications of the ACM, 65(1), pp. 99－106.

Müller, M., Dorsey, J., McMillan, L., Jagnow, R. and Cutler, B. (2002). Stable real-time deformations. In Proceedings of the ACM SIGGRAPH/Eurographics Symposium on Computer Animation, pp. 49－54.

Müller, M., Heidelberger, B., Teschner, M. and Gross, M. (2005).

Meshless deformations based on shape matching. ACM Transactions on Graphics, 24(3), pp. 471－478.

Müller, M., Heidelberger, B., Hennix, M. and Ratcliff, J. (2007). Position based dynamics. Journal of Visual Communication and Image Representation, 18(2), pp. 109－118.

Müller, T., Evans, A., Schied, C. and Keller, A. (2022). Instant neural graphics primitives with a multiresolution hash encoding. ACM Transactions on Graphics, 41(4), pp. 1－15.

Park, K., Sinha, U., Barron, J. T., Bouaziz, S., Goldman, D. B., Seitz, S. M. and Martin-Brualla, R. (2021). Nerfies: Deformable neural radiance fields. In Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, pp. 5865－5874.

Pfister, H., Zwicker, M., van Baar, J. and Gross, M. (2000). Surfels: Surface elements as rendering primitives. In Proceedings of the 27th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques, pp. 335－342.

Pumarola, A., Corona, E., Pons-Moll, G. and Moreno-Noguer, F. (2021). D-NeRF: Neural radiance fields for dynamic scenes. In Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 10318－10327.

Ramamoorthi, R. and Hanrahan, P. (2001). An efficient representation for irradiance environment maps. In Proceedings of the 28th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques, pp. 497－500.

Rodríguez, A., León, A., Arroyo, G. and Mantas, J. M. (2015). SP-ChainMail: A GPU-based sparse parallel ChainMail algorithm

for deforming medical volumes. The Journal of Supercomputing, 71(9), pp. 3482－3499.

Rodríguez, A., León, A. and Arroyo, G. (2016). Parallel deformation of heterogeneous ChainMail models: Application to interactive deformation of large medical volumes. Computers in Biology and Medicine, 79, pp. 222－232.

Schönberger, J. L. and Frahm, J.-M. (2016). Structure-from-motion revisited. In Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 4104－4113.

Sorkine, O. and Alexa, M. (2007). As-rigid-as-possible surface modeling. In Proceedings of the Fifth Eurographics Symposium on Geometry Processing, pp. 109－116.

Sumner, R. W., Schmid, J. and Pauly, M. (2007). Embedded deformation for shape manipulation. ACM Transactions on Graphics, 26(3), pp. 80:1－80:8.

Tomasi, C. and Manduchi, R. (1998). Bilateral filtering for gray and color images. In Proceedings of the Sixth International Conference on Computer Vision, pp. 839－846.

Umeyama, S. (1991). Least-squares estimation of transformation parameters between two point patterns. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 13(4), pp. 376－380.

Wang, Y., Sun, Y., Liu, Z., Sarma, S. E., Bronstein, M. M. and Solomon, J. M. (2019). Dynamic graph CNN for learning on point clouds. ACM Transactions on Graphics, 38(5), pp. 1－12.

Wu, G., Yi, T., Fang, J., Xie, L., Zhang, X., Wei, W., Liu, W., Tian, Q. and Wang, X. (2024). 4D Gaussian splatting for real-time

dynamic scene rendering. In Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 20310–20320.

Xie, T., Zong, Z., Qiu, Y., Li, X., Feng, Y., Yang, Y. and Jiang, C. (2024). PhysGaussian: Physics-integrated 3D Gaussians for generative dynamics. In Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 4389–4398.

Yang, Z., Gao, X., Zhou, W., Jiao, S., Zhang, Y. and Jin, X. (2024). Deformable 3D Gaussians for high-fidelity monocular dynamic scene reconstruction. In Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 20331–20341.

Zwicker, M., Pfister, H., van Baar, J. and Gross, M. (2002). EWA splatting. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 8(3), pp. 223–238.

2. 비연속간행물

Bethke, S. (2020). Bowl of Tomatoes [Dataset]. Kaggle. https://www.kaggle.com/datasets/simonbethke/bowl-of-tomatoes

HANSUNG UNIVERSITY

ABSTRACT

Similarity Graph-based Real-time Deformation Framework for 3DGS

Kwon, Sang-min

Major in Computer Engineering

Dept. of Computer Engineering

The Graduate School

Hansung University

Recent advances in 3D Gaussian Splatting (3DGS) have enabled real-time rendering of high-quality three-dimensional scenes. However, 3DGS is an unstructured representation that lacks inherent topological structure, making it fundamentally challenging to apply dynamic deformations, as the process of deforming Gaussian primitives often introduces structural tearing and visual artifacts. To address these limitations, this paper proposes a framework that explicitly constructs topological structure among Gaussians and performs stable deformations based on this structure. A Gaussian similarity graph is constructed using a multi-attribute metric that integrates spatial distance, orientation, geometry, and Spherical Harmonics (SH) coefficients, enabling semantically selective deformation while preventing non-physical interference between adjacent objects. User-input displacements are propagated over the constructed graph via a ChainMail algorithm to ensure real-time responsiveness, and the Gaussian covariance matrices are updated through local deformation gradient estimation refined by polar decomposition to maintain geometric consistency. Experimental results confirm that the proposed method effectively reduces visual artifacts and

preserves structural consistency while maintaining rendering efficiency. This work contributes to extending the applicability of 3DGS from static scene reconstruction to real-time dynamic applications.

【Key words】 3D Gaussian Splatting, Real-time Deformation, ChainMail Algorithm, Point Cloud Graph, GPU Parallel Processing

HANSUNG UNIVERSITY