흩어진 점군으로부터의 다중스케일 음함수 곡면 재구성

윤성민[O] 이문배[*] 박상훈[**]
동국대학교 멀티미디어학과, 건국대학교 수학과[*]
ysm@dongguk.edu[O], munbael@konkuk.ac.kr[*], mshpark@dongguk.edu[**]

Reconstructing Multi-scale Implicit Surfaces from Scattered Points

Seongmin Yun[O] Munbae Lee[*] Sanghun Park[**]
Department of Multimedia, Dongguk University, Department of Mathematics, Konkuk University[*]

그림 1 : igea 모델(8,268개의 점군)의 다중스케일 음함수 곡면 재구성 결과(왼쪽부터 레벨 2, 레벨 3, 레벨 4, 레벨 6)

1. 서론

입력된 객체의 점군(point-cloud)을 다각형 메쉬(mesh), 매개화 곡면(parametric surface), 또는 공간상의 함수의 영 집합(zero-set)과 같은 명시적인 표현 형태로 변환하는 것을 곡면 재구성(surface reconstruction)이라 한다. 본 논문에서는 커널 이론과 다중해상도 분석법을 혼합한 다중스케일커널을 이용하여 흩어진 점군을 다중스케일 음함수 곡면으로 재구성하는 방법에 대해 소개한다. 음함수 곡면 재구성 분야에서는 주로 방사 기저 함수(RBFs : radial basis functions)를 기반으로 한 방법들이 활발히 연구되어왔으나, 본 재구성 방법에서는 RBF를 기저 함수로 사용하는 대신 커널(kernels) 이론과 다중해상도 분석법을 혼합한 다중스케일 커널을 기저 함수로 사용하였다 본 방법은 이전 재구성 방법들과 달리 입력 데이터에 대한 별도의 처리 없이 다중스케일 재구성이 가능하며, 계산된 함수는 다중스케일로 분해되어 다중해상도 표현을 지원할 뿐만 아니라, n차원 데이터의 다중해상도 재구성으로 확장 가능하다. 본 재구성 방법은 멀티코어(multi-core) 시스템에서 다중 프로세서(muti-processor)를 모두 활용할 수 있도록 병렬로 구현하여 성능을 극대화 하였다.

2. 본론

커널은 모델링, 기계학습, 수치해석을 위한 중요한 도구이며, 특히 수학, 기계 학습 분야에서 널리 연구되어 왔다. 커널 K는 공집합이 아닌 $\mathbb{R}^d$의 임의의 부분 집합 Ω위에서 정의되는 대칭함수(symmetric function)로서 $K:\Omega\times\Omega\rightarrow\mathbb{R}$로 정의된다. 일반적으로 $\mathbb{R}^d$의 점 부분 집합 $X=\{x_1,\cdots,x_n\}\subset\Omega$와 각 점에서의 함수 값 $\{y_1,\cdots,y_n\}\subset\mathbb{R}$으로 이루어진 데이터로부터 재구성된 연속함수 $f:\mathbb{R}^d\rightarrow\mathbb{R}$ 는 커널의 선형조합 $f=\sum_{i=1}^{n}\alpha_i K(\cdot,x_i)$ 으로 표현될 수 있다. 여기서, 계수 α_i들은 보간 조건(interpolation condition) $f(x_j)=y_j,\ j=1,\cdots,n$ 에 의해 결정된다. 본 논문에서는 Opfer[1]가 제안한 유한 다중스케일 커널(finite multiscale kernels)을 기저로 사용하여 주어진 3차원 점 데이터를 다중스케일 음함수 곡면으로 재구성하였다. 다중스케일 커널을 이용하여 재구성된 함수 f는 레벨 l부터 레벨 u까지 다중스케일로 분해되어 구성되어 원하는 섬세한 레벨의 함수값을 자유롭게 선택할 수 있다. 또한, 본

논문에서는 단위분할 방법을 이용하여 음함수 재구성 속도와 메모리 사용을 효율적으로 처리하였다. 단위분할 방법은 데이터 도메인을 처리가 가능한 하위 도메인으로 분해하여 문제를 국소적으로 풀어내고 이를 매끄럽게 혼합하여 전체 곡면을 재구성하는 기법이다.

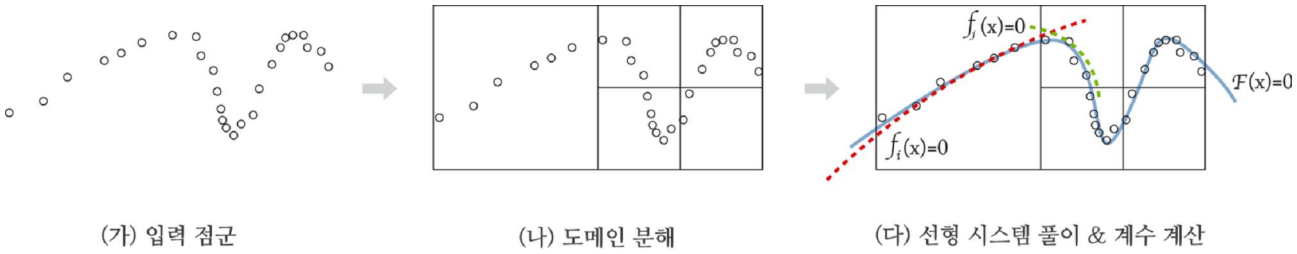

그림 2: 다중스케일 음함수 곡면 재구성 과정

다중스케일 커널을 이용한 함수 곡면의 재구성 과정은 크게 전처리 단계와 함수값 계산 단계로 나뉜다. 전처리 단계에서는 입력 샘플 점 데이터로부터 다중스케일 함수의 계수들을 계산하는 과정이고, 함수값 계산 단계는 전처리 과정에서 생성된 함수를 이용하여 입력 점집합을 보간 혹은 근사하는 다중스케일 음함수 곡면을 생성한다. 그림 2와같이 전처리 단계는 다시 도메인 분해, 선형 시스템 구성 및 해 구하기, 함수 계수 계산으로 나뉜다. 도메인 분할은 단위분할 기법을 이용하기 위해서 이루어지며 kd-트리를 사용한다. 도메인 분할을 통해 많은 수의 점군에 대한 재구성 과정에서 메모리 사용과 속도를 효율적으로 처리할 수 있게 된다. 영역 분할 후 각 하위 영역 별로 보간 조건에 의해 선형 시스템이 구성된다. 이 행렬은 희소 대칭 행렬로 구성되기 때문에 효율적으로 풀어 낼 수 .있다 본 논문에서는 희소 행렬을 위한 병렬 LU 분해법을 사용하여 선형 시스템을 효과적으로 처리하였다. 선형 시스템의 해인 α_j가 계산되면 이를 이용해 계수 c_k^j를 계산해 낸다. 마지막 레벨의 계수 c_k^u가 계산되면 $\ell \le j \le u-1$ 범위의 c_k^j는 다중스케일의 특별한 구조를 통해 빠르게 계산 할 수 있다. 계수들은 정수 격자 상에 존재하는 희소 자료가 되기 때문에 키(key)기반의 희소 자료를 적당한 크기의 공간에 빠르게 저장하고 읽기에 적합한 해시 테이블을 이용하여 계수를 저장하였다. 또한 음함수 계산의 성능을 극대화하기 위해 동시(concurrent) 해시 테이블을 사용하여 병렬 함수값 계산이 가능하도록 하였다. 계산된 음함수로부터 임의의 위치 x에서의 함수값을 계산할 때는 x를 포함하는 모든 하위 도메인에서 국소 재구성 함수값을 계산하고, 이 값들의 가중치 합으로 전체 재구성 함수값을 계산한다. 음함수 곡면 $f(x,y,z)=0$는 음함수로부터 마칭큐브(marching cubes)와 같은 방법을 이용하여 다각형 메쉬를 추출하여 그래픽스 하드웨어를 통해 가시화할 수 있다.

3차원 점군과 볼륨 데이터로부터 음함수 곡면을 재구성하는 실험을 수행하여 본 방법의 다중해상도 표현 능력과 성능을 알아보았다. 그림 1은 8,268개의 점으로 igea 모델로부터 음함수 곡면을 재구성하여 가시화한 영상이다. 그림 1과 같이 다중해상도 표현이 되는 것을 확인할 수 있다. 음함수를 재구성하는데 걸린 시간은 약 59.56초였으며, 레벨 1과 레벨 6에서의 128^3볼륨을 생성하는데 각각 2.6초와 13.27초가 걸렸다. 볼륨 데이터를 이용한 실험 결과 세분화 정도를 높일수록 더 좋은 가시화 영상을 얻을 수 있었으며, 볼륨 데이터 또한 다중해상도 표현이 가능했다.

3. 결론

본 논문에서는 다중스케일 커널을 이용하여 3차원 점군으로부터 음함수를 구성하고 효율적으로 데이터를 다중스케일로 표현하는 방법을 설명하였다. 계수들을 계산하여 저장하는 전처리 과정이 실시간으로 수행되지는 못하지만 일단 계수들이 메모리에 로드되기만 하며 임의의 위치에서 임의의 레벨로 함수값을 효율적으로 액세스할 수 있기 때문에 그래픽스 응용에 유용하게 활용할 수 있다. 실험을 통해 3차원 흩어진 점군과 볼륨 데이터로부터 다중스케일 함수를 재구성했을 때 다중해상도 표현이 효율적으로 이루어짐을 확인할 수 있었다. 향후 수 백만개의 점군, 불균일한 분포의 점군과 잡음이 섞인 점군을 재구성하는 실험을 통해 다른 재구성 방법과 성능 비교를 할 계획이다. 또한, 수학적으로 다중스케일 커널이 자연스럽게 n차원으로 확장가능하다는 점을 이용하여, 4차원 시간 가변 볼륨 데이터(time-varing volume data)를 다중스케일로 재구성하는 연구를 현재 진행 중이다.

참고문헌

[1] R. Opfer, Multiscale kernels, *Advances in Computational Mathematics*, 25:357-380, 2006.