대규모 현미경 데이터 시각화를 위한 협업 멀티모달 디바이스 프레임워크

전수민[O], 최준영, 윤동현, 정원기

고려대학교

orangeblush@korea.ac.kr, { juny0603, dgfh0450 }@gmail.com, wkjeong@korea.ac.kr

Collaborative Multimodal-Device Framework for Microscopy Volume Visualization

Suemin Jeon, JunYoung Choi, Dong Hyun Yoon, Won-Ki Jeong

Korea University

orangeblush@korea.ac.kr, { juny0603, dgfh0450 }@gmail.com, wkjeong@korea.ac.kr

요 약

대규모 현미경 볼륨 데이터의 시각화는 데이터 크기와 복잡성으로 인해 단일 디바이스만으로는 효과적인 탐색이 어렵다. 본 논문에서는 서버, 데스크톱, 증강현실(AR) 디바이스를 유기적으로 연결하는 협업 멀티모달 디바이스 프레임워크를 제안한다. 제안된 프레임워크는 대규모 뉴런 현미경 데이터에 적용되어 각 디바이스의 특성에 맞는 역할 분담과 실시간 협업 시각화를 지원한다. 서버는 데이터 구조화 및 네트워킹을 담당하고, 데스크톱은 고해상도 볼륨 렌더링과 공간 마커 관리를 수행하며, AR 디바이스는 관심 영역(ROI)에 대한 몰입형 3D 시각화와 인터랙티브 탐색을 제공한다. 뉴런 데이터셋을 이용한 평가 결과, 제안된 프레임워크가 대규모 데이터의 효과적인 협업 시각화를 가능하게 함을 확인하였다.

1. 서 론[1]

신경과학 및 생명과학 분야에서는 대규모 현미경 볼륨 데이터가 활발히 생성되고 있으며, 이를 효과적으로 탐색하고 분석하기 위한 시각화 기술의 필요성이 증가하고 있다. 특히 전자 현미경 기반 뉴런 데이터는 초고해상도 및 대규모 특성으로 인해 단일 디바이스 기반 시각화만으로는 직관적인 탐색이 어렵다. 기존의 볼륨 렌더링 연구들은 대규모 데이터 렌더링 및 신경망 기반 볼륨 표현 방향으로 발전해 왔다 [1-2]. 또한 최근에는 몰입형 분석(immersive analytics) 환경에서 AR/VR 기반 과학 시각화 및 협업 시각화 연구가 활발히 이루어지고 있으며, XR 기반 시각 분석 워크플로우를 지원하는 시스템 연구 또한 제안되고 있다 [3-5]. 그러나 기존 연구들은 주로 단일 디바이스 기반 탐색 혹은 개별 시각화 플랫폼에 집중되어 있어, 서버, 데스크톱, AR 디바이스 간의 실시간 ROI 공유 및 협업 탐색 워크플로우를 충분히 지원하지 못한다.

* 이 성과는 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(RS-2024-00349697).

2. 프레임워크

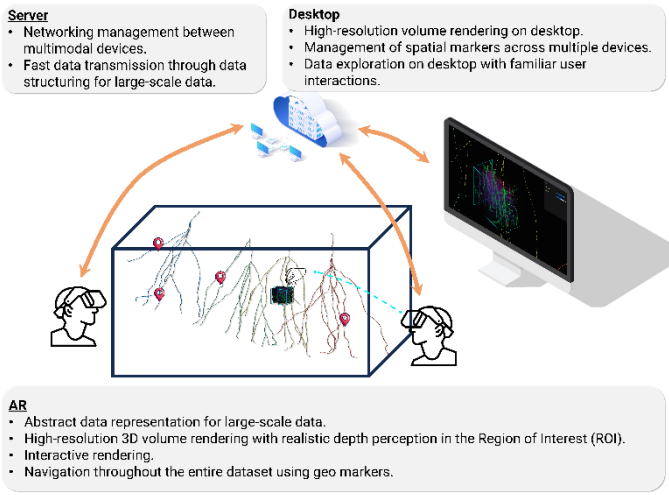


그림 1 협업 멀티모달 디바이스 프레임워크 개요

제안하는 협업 멀티모달 디바이스 프레임워크는 그림 1 과 같이 서버, 데스크톱, AR 디바이스의 세 가지 컴포넌트로 구성된다. 사용자는 데스크톱 또는 AR 디바이스를 통해 데이터를 상호작용적으로 탐색하고, 관심 영역(ROI)을 공간 마커로 저장할 수 있다. 생성된 마커와 렌더링 상태는 서버를 통해 실시간으로 동기화되어, 디바이스 간 연속적인 탐색과 협업 분석을 지원한다.

2.1 서버 컴포넌트

서버는 프레임워크의 중추로서 멀티모달 디바이스 간의 네트워킹을 관리한다. 대규모 데이터의 빠른 전송을 위해 3 차원 피라미드 구조 기반의 계층적 데이터 구조를 구축하며, 각 디바이스의 요청에 따라 적절한 해상도의 데이터 블록을 실시간으로 제공한다. 또한 디바이스 간 공간 마커(spatial marker) 정보를 동기화하여 협업 탐색을 지원한다.

2.2 데스크톱 컴포넌트

데스크톱은 전체 데이터셋에 대한 고해상도 볼륨 렌더링을 담당하는 주요 탐색 인터페이스이다. 데스크톱은 그림 2 (2)-(4)와 같이 Direct Volume Rendering (DVR), Iso-surface Rendering (ISO), Maximum Intensity Rendering (MIR) 렌더링 방식을 지원한다. 사용자 친화적인 인터랙션을 통해 데이터를 탐색하고, 관심 영역(ROI)을 지정하는 공간 마커를 생성·관리한다. 데스크톱에서 생성된 마커 정보는 서버를 통해 AR 디바이스와 실시간으로 공유된다. 저장된 공간 마커는 협업자 혹은 본인이 지정한 위치로 ROI 를 이동하거나 해당 위치를 기록하는 용도로 활용된다.

2.3 AR 컴포넌트

AR 디바이스는 그림 2 의 (1)과 같이 전체 데이터셋에 대한 추상적 표현 (skeletal view) 과 데스크톱과 마찬가지로 그림 2의 (2)-(4)의 ROI에 대한 고해상도 3D 볼륨 렌더링을 동시에 제공한다. 현실적인 깊이 지각(depth perception)을 지원하는 몰입형 시각화를 통해 공간적 이해를 높이며, 공간 마커를 이용하여 전체 데이터셋 내 탐색을 가능하게 한다. 추상적 표현은 데이터를 skeletonize 하여 고해상도 렌더링보다 넓은 범위의 데이터 구조를 한눈에 시각화할 수 있다. 또한 인터랙티브 렌더링을 통해 실시간으로 ROI 를 조정하고 확인할 수 있다.

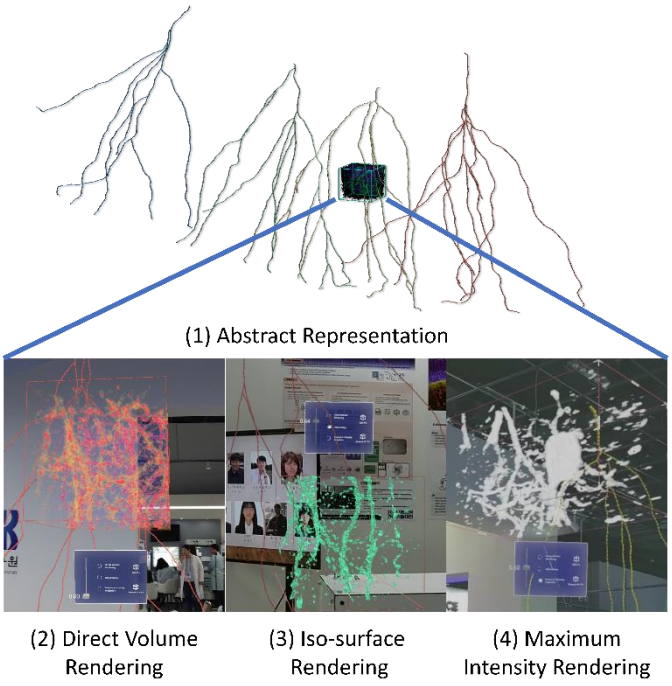


그림 2 프레임워크의 ROI 렌더링 방식

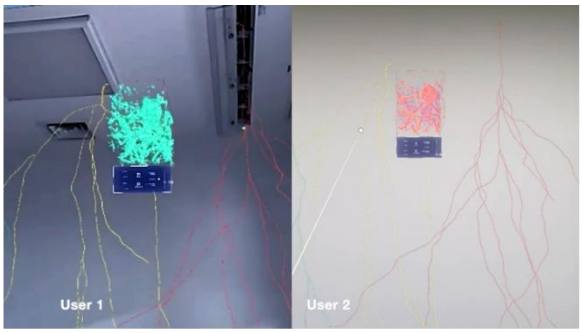
3. 평가

제안된 프레임워크의 활용 가능성을 확인하기 위해, Korea Institute of Science and Technology (KIST)에서 제공한 공초점 현미경 기반 뉴런 데이터셋을 대상으로 사례 기반 적용(case study)을 수행하였다.

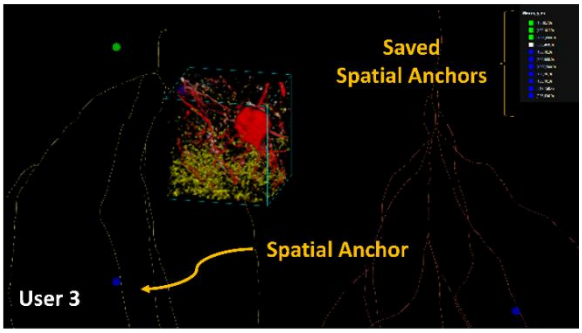
데이터는 neuron tracing 결과를 기반으로 3D 구조를 시각화했으며, 이를 통해 공간 마커를 이용한 ROI 탐색과 디바이스 간 협업 시각화가 실제 작업 흐름에서 어떻게 활용될 수 있는지 확인하였다.

3.1 멀티모달 디바이스 협업 시각화

그림 3은 뉴런 데이터에 대한 멀티모달 디바이스 협업 시각화 결과를 보여준다. 데스크톱에서 전체 뉴런 구조를 탐색하며 복수의 관심 ROI를 마커로 지정하면, AR 디바이스에서 해당 마커 위치의 고해상도 3D 볼륨 렌더링이 즉각 갱신된다. 공간 마커는 서버를 통해 두 디바이스 간에 실시간으로 동기화되므로, 복수의 사용자가 동일한 데이터를 서로 다른 디바이스로 동시에 탐색하는 협업 환경이 구현된다. 또한 마커를 통해 한 명의 사용자가 지정한 ROI 위치를 다른 복수의 사용자들이 동시에 확인하면서 실시간으로 데이터를 분석할 수 있고, 혹은 본인이 지정해 놓은 ROI를 통해 원하는 위치로 빠르게 이동하며 데이터를 분석할 수도 있다. 이는 뉴런 데이터를 분석할 때 뉴런을 따라가는 puncta classification과 같은 작업에 활용될 수 있다.



(1) AR View



(2) Desktop View

그림 3 대규모 뉴런 데이터에 대한 멀티모달 협업 렌더링

이때 데스크탑은 친숙한 마우스와 키보드 인터렉션과 선명한 고해상도 렌더링이 가능하다는 장점이 있다. 반대로 AR 디바이스에서는 매우 큰 데이터를 큰 공간에서 이동하면서 탐색할 수 있다는 장점과 제스쳐 mid-air gesture를 통해서 ROI를 이동하거나, 공간 마커를 지정할 수 있다는 장점을 가지고 있다. 이런 디바이스 마다의 장점을 멀티 모달 협업을 통해 데이터를 여러 방식으로 렌더링, 분석할 수 있다.

3.2 ROI 볼륨 렌더링

AR 디바이스에서의 ROI 볼륨 렌더링은 사용자의 시점에 따른 현실적인 깊이감을 제공하여 뉴런 구조의 공간적 이해를 향상시킨다. 전체 데이터셋에 대한 추상적 표현과 ROI의 고해상도 볼륨 렌더링을 동시에 표시함으로써, 데이터 내 위치 인식(navigation)과 세부 구조 분석이 동시에 가능하다. 이는 전통적인 데스크톱 단독 시각화 대비 공간 구조 파악의 직관성을 향상시킨다.

4. 결론

본 논문에서는 대규모 현미경 볼륨 데이터의 효과적인 시각화를 위한 협업 멀티모달 디바이스 프레임워크를 제안하였다. 서버, 데스크톱, AR 디바이스의 역할을 명확히 분담하고 실시간 공간 마커 공유를 통한 협업을 지원하는 본 프레임워크는 뉴런 현미경 데이터에 대한 사례 기반 적용을 통해, 멀티 디바이스 환경에서의 협업 탐색 및 ROI 중심 분석 워크플로우의 활용 가능성을 확인하였다. 향후 연구로는 neural representation 기반 압축 렌더링 통합을 통해 대규모 데이터 탐색 성능을 확장할 계획이다.

참고문헌

[1] S. Laine and T. Karras, "Efficient sparse voxel octrees," in Proc. ACM SIGGRAPH Symposium on Interactive 3D Graphics and Games, pp. 55-63, 2010.

[2] S. Weiss, P. Hermüller, and R. Westermann, "Fast neural representations for direct volume rendering," Computer Graphics Forum, vol. 41, no. 6, pp. 196-211, 2022.

[3] M. Billinghurst, A. Clark, and G. Lee, "A survey of augmented reality," Foundations and Trends in Human-Computer Interaction, vol. 8, no. 2-3, pp. 73-272, 2015.

[4] B. Ens, T. Dwyer, L. Bartram, and B. H. Thomas, "Immersive Analytics: An Introduction," IEEE Computer Graphics and Applications, vol. 38, no. 1, pp. 7-15, 2018.

[5] S. Jeon, et al., "XROps: A Visual Workflow Management System for Dynamic Immersive Analytics," IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2025.