

모바일 환경에서 지하공간객체의 경량화를 위한 단순화 방법

김종훈^{1*}, 김용태¹, 고훈준²
¹(주)디비엔텍 개발본부, ²경인여자대학교 교수

Simplification Method for Lightweighting of Underground Geospatial Objects in a Mobile Environment

Jong-Hoon Kim^{1*}, Yong-Tae Kim¹, Hoon-Joon Kouh²

¹System Development Div, DBNtech. Co., Ltd

²Professor, Kyung-In Women's University

요약 지하공간정보지도 관리 시스템은 지하공간의 다양한 지하시설물을 3D 메쉬 데이터로 통합하고, 모바일 환경에서 지하시설물의 3D 이미지와 위치를 확인할 수 있도록 지원한다. 그러나 모바일 환경에서 실행되는 일정 지역 안에는 다양한 지하시설물이 존재할 수 있고 층층히 겹쳐 보일 수 있어서 모바일 환경에서 실행하는데 시간이 오래 걸리는 문제가 있다. 본 논문에서는 가시성에서 문제가 되지 않는 범위 내에서 3D 메쉬 데이터의 정점의 개수를 줄여서 데이터의 크기를 줄임으로써 모바일 환경에서 실행 시간을 줄일 수 있는 방법으로 딥러닝 기반 K-means 정점 클러스터링 알고리즘을 제안한다. 첫번째로 우리가 제안하는 방법은 딥러닝 Encoder-Decoder 기반의 모델을 통하여 정제된 정점의 특징 정보를 얻고, 두번째로 특징 정보를 K-means 정점 클러스터링을 통하여 서로 비슷한 정점끼리 묶어서 단순화를 하였다. 실험결과 제안한 방법으로 다양한 지하시설물들의 정점을 30%까지 줄였을 때, 이미지 모형을 약간의 변형은 발생하였지만 사라지는 부분은 없어서 모바일 환경에서 확인하는데 문제가 없었다.

키워드 : 지하공간정보지도, 딥러닝, 메쉬 단순화, 정점 클러스터링, 인코더-디코더

Abstract Underground Geospatial Information Map Management System(UGIMMS) integrates various underground facilities in the underground space into 3D mesh data, and supports to check the 3D image and location of the underground facilities in the mobile app. However, there is a problem that it takes a long time to run in the app because various underground facilities can exist in some areas executed by the app and can be seen layer by layer. In this paper, we propose a deep learning-based K-means vertex clustering algorithm as a method to reduce the execution time in the app by reducing the size of the data by reducing the number of vertices in the 3D mesh data within the range that does not cause a problem in visibility. First, our proposed method obtains refined vertex feature information through a deep learning encoder-decoder based model. And second, the method was simplified by grouping similar vertices through K-means vertex clustering using feature information. As a result of the experiment, when the vertices of various underground facilities were reduced by 30% with the proposed method, the 3D image model was slightly deformed, but there was no missing part, so there was no problem in checking it in the app.

Key Words : Underground geospatial information map, Deep learning, Mesh simplification, Vertex clustering, Encoder-decoder

1. 서론

현재 지표면 아래에 있는 지하공간에는 지하철도, 지하보도, 지하철역과 선로, 지하상가, 지하주차장, 하수관

로, 전력지중관로, 열배관, 가스배관, 통신선로, 상수관로 등 다양한 지하시설물이 있다[1].

2011년부터 지하공간에 대한 지도 및 공간 정보에 대한 연구 개발을 시험사업으로 시작하여 2013년 고도화

This article is supported by the Korea Agency for Infrastructure Technology Advancement (KAIA)/Ministry of Land, Infrastructure and Transport(MOLIT) (Grant : 22DCRU-C158169-03)

*Corresponding Author : Jong-Hoon Kim(jhkim@dbnt.co.kr)

Received October 31, 2022

Accepted December 20, 2022

Revised November 15, 2022

Published December 28, 2022

사업을 통해 각각의 기관별로 공간정보 시스템을 구축하여 사용해왔다. 그러나 지하공간이 복잡해지고 지하시설물의 종류에 따라 관리 기관이 다르고 또한 지하시설물이 2D 이미지로 보이기 때문에 지하시설물을 유지보수하기 위해 공사를 할 때 지하시설물의 깊이, 다른 구조물과의 간섭 등을 확인하기에는 어려움이 많았다. 또한 이 시스템들은 기관 내에서만 사용할 수 있었고 기관 밖에서는 접근할 수 없는 문제점이 있었다[2,3].

2015년부터 지하정보 활용지원센터 UIUSC (Underground Information Utilization Support Center)에서는 전국의 지하공간에 있는 지하시설물의 데이터를 통합하고 관리할 수 있는 지하공간정보지도 관리 시스템 UGIMMS (Underground Geospatial Information Map Management System)를 연구개발하기 시작하였다[4]. UGIMMS는 지하시설물의 데이터를 2D 데이터에서 3D 메쉬 데이터(3D Mesh Data)로 변경하여 통합함으로써 작업자가 작업현장에서 모바일 환경을 통해 지하시설물의 위치 및 지하시설물을 3D 이미지로 볼 수 있도록 지원하고 있다.

그러나 모바일 환경에서 보이는 일정 지역 안에는 다양하고 많은 지하시설물들이 있어서 데이터 크기가 크다. 또한 지하시설물들의 3D 이미지가 겹쳐 보이기 때문에 데이터 관리와 데이터 전송에 문제가 있다. 그래서 UGIMMS는 기본적으로 3D 데이터를 경량화하기 위해 위치를 기반으로 동작하는 타일지도(Tile Map) 방식으로 설계하였다. 기본적으로 모바일 환경은 작업자의 위치에 따라 한 개 이상의 타일지도를 서버로부터 가져온다. 그러나 지하공간정보지도에는 다양한 지하시설물을 3D 이미지로 표현하고 있고 클라이언트가 위치를 이동할 때마다 모바일에서 새로 고침을 하기 때문에 모바일 환경에서 지하공간정보 지도를 실행하기에는 다음과 같은 이유로 느리게 된다.

첫째, 타일지도의 모든 정보를 서버로부터 모바일로 전송하는데 지연 시간이 발생한다.

둘째, 타일지도에는 다양한 지하시설물이 3D 데이터로 각각 관리되고 있어 한 개의 타일지도 안에 많은 지하시설물이 있을 경우에는 3D 데이터의 크기가 커져서 모바일 환경에서 타일지도를 실행하는데 오래 걸린다.

현재 모바일 환경에서 실시간 서비스를 지원하기 위해 서버로부터 모바일 환경으로 타일지도를 전송하는 시간

을 줄이고 3D 데이터의 크기를 경량화하는 등의 다양한 연구가 진행되고 있다. 첫 번째 문제점은 [4]에서 데이터 캐싱 방법을 활용해 해결하는 방법을 제안하였다.

본 논문에서는 두 번째 문제점을 해결하기 위해 현장의 작업자가 다양한 지하시설물의 3D 이미지를 확인하는데 어려움이 없는 범위에서 지하시설물의 형태를 보존하면서 3D 메쉬 데이터의 크기를 경량화(Lightweight)하여 모바일 환경에서 실행속도를 빠르게 하는 방법을 제안하고자 한다. 3D 메쉬 데이터의 크기를 경량화하는 방법은 단순화(Simplification) 알고리즘[5-6]을 이용하여 데이터를 구성하는 정점(Vertex)의 수를 최소화하는 것이다. 따라서 본 연구에서는 지하 구조물의 3D 메쉬 데이터를 덤핑 모델을 이용하여 정제된 정점의 특성 정보를 얻은 후 정점 클러스터링을 이용하여 인접 정점을 연결하여 정점의 개수를 줄이는 덤핑 기반 K-means 정점 클러스터링(Deep Learning-based K-means Vertex Clustering) 알고리즘을 제안하고자 한다.

2장에서는 타일지도의 개념과 지하시설물 메쉬 데이터의 정점 분석을 설명하고 메쉬 단순화 알고리즘을 설명한다. 3장에서는 3D 데이터의 크기를 줄이기 위해 메쉬 데이터에서 정점을 줄이는 본 논문에서 제안하는 방법을 서술하고, 4장에서는 실험을 통해 제안한 방법의 적절성을 보인다. 마지막으로 5장에서는 결론을 서술한다.

2. 관련연구

2.1 타일지도

UGIMMS의 일반 지도와 지하시설물은 위치 기반으로 동작하는 타일지도 방식으로 설계되어 있다. 타일지도는 넓은 지역을 일정한 크기의 타일로 나누어 관리하는 방법이다[4]. 타일지도는 일반지도층(Map Layer)과 지하시설물층(Underground Facility Layer)으로 구성되며, 지하시설물층은 지하시설물의 종류에 따라 Fig. 1과 같이 3D

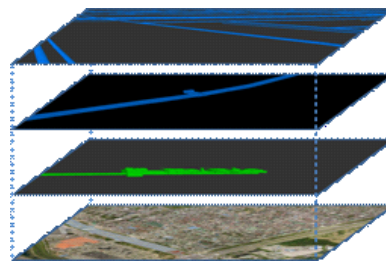


Fig. 1. Tile map layers

이미지로 생성되어 각각의 층으로 만들어져서 모바일 환경에 표시된다.

모바일 환경에 보이는 하나의 타일지도에는 많은 지하 시설물이 존재할 수 있고 많은 층이 만들어질 수 있기 때문에 모바일 환경에서 타일지도를 실행하는데 시간이 오래 걸릴 수 있다. 따라서 모바일 환경에서 타일지도를 실행하는 시간을 줄이기 위한 방법 중의 한 가지는 각 층의 3D 이미지를 만드는 3D 메쉬 데이터의 정점의 개수를 줄여서 타일지도를 경량화를 하는 것이다.

2.2 메쉬 데이터의 정점 분석

일반적인 3D 메쉬 데이터는 부드러운 표면을 표현하기 위해 조밀한 정점 분포를 가지고 있지만, 본 연구에 사용된 UIUSC 지하시설물 3D 데이터는 실제 지하시설물을 표현한 것으로, 일반 객체보다 크기가 큰 지하시설물 객체를 효율적으로 3D 이미지로 생성하기 위해 객체의 세부 사항을 표현하는데 필요한 정점만을 구성하여 불규칙한 분포를 가지도록 정점의 개수를 최소화하였다. 이러한 구조는 Fig. 2와 같이 일반적인 3D 메쉬 데이터를 가지는 Bunny Mesh의 정점의 분포와 UIUSC에서 사용하고 있는 지하철역 3D 데이터의 정점의 분포를 비교함으로써 확인할 수 있다.

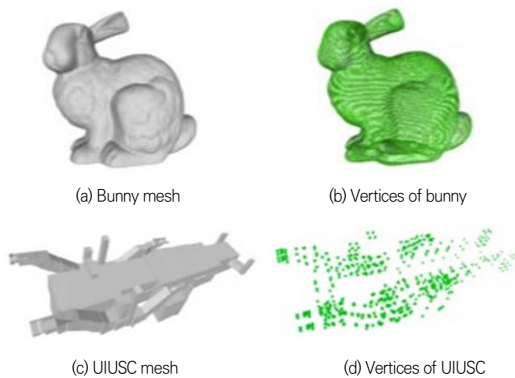


Fig. 2. Comparing the distribution of UIUSC data and general mesh data vertex

일반적인 메쉬 데이터의 정점은 Fig. 2(b)와 같이 조밀하게 되어 있는 반면에 UIUSC의 3D 메쉬 데이터로부터 생성된 이미지를 구성하기 위한 정점은 Fig. 2(d)와 같이 최소의 정점만을 가지고 있어 불규칙한 분포로 되어 있음을 알 수 있다.

그럼에도 불구하고 하나의 타일지도에 많은 지하시설

물이 있을 경우에는 타일지도의 데이터 크기가 커지고 모바일에서 실행하는데 느리게 된다. 따라서 이러한 3D 메쉬 데이터를 경량화하기 위해서는 객체의 특징이 어느 정도 손실이 되더라도 메쉬를 구성하는 정점의 개수를 줄이는 것이다. 이를 위해서는 메쉬 단순화(Mesh Simplification) [5-6] 알고리즘을 사용된다. 메쉬 단순화 알고리즘은 점(Vertex)이나 면(Face) 또는 간선(Edge)을 줄이는 알고리즘이다.

2.3 메쉬 단순화 알고리즘

일반적으로 메쉬 단순화 알고리즘은 정점 제거(Vertex Decimation), 정점 클러스터링(Vertex Clustering), 에지 수축(Edge Contraction) 등으로 나눌 수 있다.

정점 제거 알고리즘은 사용자가 지정한 기준에 따라 정점, 면, 간선을 한 번에 제거한다. 기준이 되는 후보 정점 주변의 삼각형을 제거한다. 이 알고리즘은 메쉬의 품질을 높일수록 단순화 속도가 느리고, Fig. 1의 UIUSC의 지하시설물 이미지와 같이 정점이 불규칙하게 분포되어 있을 경우에는 정점을 제거할 때 간선의 오류가 발생한다 [6-8].

에지 수축 알고리즘은 메쉬에서 한 개의 간선을 제거하고 간선의 양쪽 정점을 병합하는 알고리즘이다[9]. H. Hoppe[10]은 단순화된 새 메쉬와 기존 메쉬 사이의 거리를 측정하기 위한 에너지 함수를 정의하고 이를 사용하여 제거할 간선을 결정하는 지표로 사용한다. 각 단계에서 제거할 때 에너지 함수의 가장 작은 변화를 일으키는 간선을 검색하여 제거한다. 이 방법은 메쉬의 정점이 높은 밀도로 조밀하게 밀집되어 있을 때 고품질의 결과를 생성할 수 있지만 실행 시간이 매우 오래 걸릴 수 있는 문제가 있다. 메쉬의 정점이 밀집되어 있다고 가정하면 에지 수축 알고리즘은 여러 방법에 따라 축소했을 때 오차 또는 에너지 함수 값이 가장 낮은 간선을 찾아 축소한다. 그러나 낮은 정점 밀도를 가진 UIUSC 데이터에 에지 수축 알고리즘을 적용했을 경우에는 축소를 진행하기 위해 메쉬의 형태가 변형되지 않는 간선을 찾을 수 없고 에너지 함수의 가장 작은 변화를 일으키는 간선을 검색하여 제거하게 되어 이미지의 변형이 발생한다.

정점 클러스터링 알고리즘은 기하학적 근접성을 기반으로 정점을 그룹화하고 각 그룹에 대한 새로운 대표 정점을 계산하여 병합하는 방법이다[11-12]. 이 방법은 효율적이지만 3D 객체의 토폴로지(topology) 또는 세부적인 표현이 유지되지 않는다는 문제가 있다. S. Kumar

[13]은 정점 클러스터링 알고리즘을 사용하여 단순화된 메쉬의 시각적 및 기하학적 품질을 개선했다. M.Garland [14]은 3D 객체의 변형(deterioration) 현상에 대처하기 위해 새로운 클러스터링 방법을 제안했다. 각 군집 내부의 간선들은 곡률 크기에 기반으로 테스트를 통과해야 병합을 진행한다. Y. Wang[8]에서는 4차원 오차 행렬에 기반으로 정점 클러스터링을 하는 방법을 제안했다. 이 방법은 오차 행렬을 기반으로 연결된 간선이 존재하거나 정점 쌍이 근접 기준을 충족하는 정점 쌍을 탐색하고 축소를 진행한다.

Fig. 3.은 UIUSC 지하시설물 3D 데이터를 에지 축소 알고리즘과 정점 클러스터링 알고리즘에 적용한 결과이다.

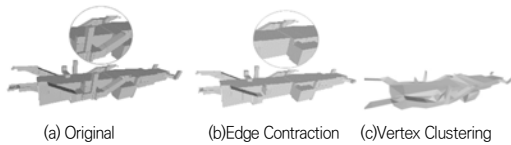


Fig. 3. Example of applying edge contraction and vertex clustering to UIUSC data

그림 3(b)와 같이 에지 수축 알고리즘은 원본과 비교해서 전체적인 모형이 비슷해 보이지만 특정한 부분이 완전히 사라진 것을 확인할 수 있다. 에지 수축 알고리즘은 메쉬의 정점이 조밀하게 밀집되어 있다는 가정 하에 가장 낮은 오차 또는 에너지 함수 값이 가장 작은 간선을 찾아 축소하는데 현재 지하시설물의 메쉬 데이터는 메쉬를 표현할 수 있는 최소 정점들만으로 구성되어 있는 불규칙한 분포로 낮은 밀도의 정점을 가지고 있기 때문에 간선의 에너지 함수 값이 크게 되어 메쉬의 형태가 변형되지 않는 간선을 찾지 못하고 객체의 일부분이 사라지는 경우가 발생한다. 따라서 UIUSC 지하시설물 3D 데이터는 에지 수축 알고리즘을 적용하기 어려운 정점 분포를 가지고 있다.

그림 3(c)와 같이 정점 클러스터링 알고리즘은 전체적

으로 약간의 변형은 발생하였지만 에지 축소 알고리즘의 결과와는 다르게 사라지는 부분 없이 3D 이미지 모양을 유지하였다. 그러나 여전히 정점의 거리만으로 기하학적으로 가까운 두 정점을 병합하여 정점을 줄이기 때문에 메쉬의 주요 특성을 과도하게 손상시킬 위험이 있다. 따라서 본 연구에서는 정점 클러스터링 알고리즘을 개선한 딥러닝 기반 정점 클러스터링 알고리즘을 제안하고자 한다.

3. 딥러닝 기반 K-means 정점 클러스터링

UIUSC 지하시설물 3D 데이터의 단순화를 위해 본 장에서 제안하는 방법은 Fig. 4와 같다.

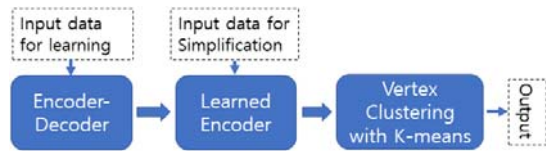


Fig. 4. Structure of the proposed method

제안하는 딥러닝 기반 K-means 정점 클러스터링(Deep Learning based K-means Vertex Clustering) 방법은 딥러닝 기반의 인코더-디코더(Encoder-Decoder)[15] 모델을 사용하여 메쉬의 각 정점의 특성을 학습하여 잠재 벡터(Latent vector)를 추출하고 K-means[16]를 적용하여 정점 클러스터링을 진행한다. K-means 정점 클러스터링 알고리즘은 주어진 데이터를 k 개의 클러스터로 그룹화하고 각 클러스터와 거리의 차이에 대한 분산을 최소화하는 방식으로 작동하는 알고리즘이다.

3.1 인코더-디코더

본 연구에서 사용된 인코더-디코더 딥러닝 모델의 구조는 Fig. 5와 같다. 관련 없는 정점의 클러스터링을 피하기 위해서 정점 전처리를 위한 심층 오토인코더 네트워크(Autoencoder Network)를 적용하고 잠재 벡터 latent x 를 추출한다. 왼쪽 인코더 부분에서 입력되는 메쉬의 각

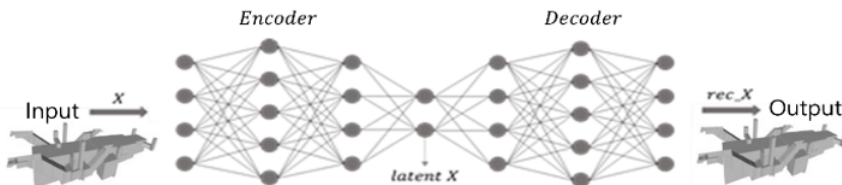


Fig. 5. Structure of network from extracting latent X

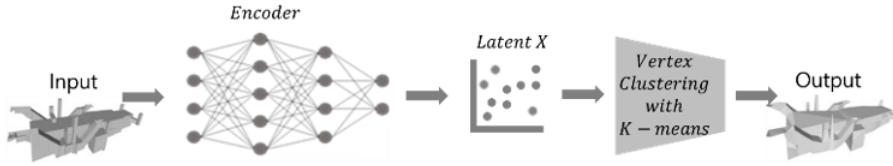


Fig. 6. Clustering method with deep neural network

정점 값은 메쉬의 토폴로지 정보를 포함하는 친숙한 잠재 공간으로 변환된다. 오른쪽의 디코더 부분에서는 잠재 공간정보가 메쉬의 원래 정점으로 복원된다. 손실을 계산하기 위해 X 와 rec_X 를 비교함으로써 본 논문에서 제안하는 모델이 메쉬의 특징을 학습하도록 유도했다. 이렇게 학습된 모델은 K-means 정점 클러스터링을 할 때 군집의 수를 지정할 수 있도록 잠재 벡터를 생성한다. 본 논문에서 사용한 인코더와 디코더 네트워크는 모두 활성화 함수로 ReLU(Rectified Linear Unit)를 사용했다.

3.2 K-means 정점 클러스터링

특정 비율로 메쉬의 정점을 단순화하기 위해서 본 논문에서는 Table 1과 같이 K-means 정점 클러스터링 알고리즘을 제안한다. K-means 정점 클러스터링 알고리즘은 K-means를 통해 군집의 수를 지정하고 정점 클러스터링을 진행한다. Table 1은 n 개의 데이터로 구성된 집합을 입력하고 Assignment step에서는 대표적인 잠재 벡터를 사용하여 각각의 데이터를 클러스터로 만든다. Update step에서는 l 에 클러스터를 추가한다. 그리고 K 개의 클러스터로 나누어질 때까지 반복하여 l 에 클러스터링이 된 정점 리스트를 생성한다.

Table 1. K-means vertex clustering algorithm

<p>Input: Data $x=\{x_1, \dots, x_n\}$, the order K, MAX number of allowed iterations</p> <p>Output: A partition $P=\{C_1, \dots, C_k\}$</p> <p>1: $t = 0, P = \emptyset$</p> <p>2: loop</p> <p>3: $t += 1$</p> <p>4: <i>Assignment Step</i> : assign each sample x_i to the cluster with the nearest representative</p> <p>5: $C_i^{(t)} = \{x_j : d(x_j, \mu_i) \leq d(x_j, \mu_h) \text{ for all } h = 1, \dots, K\}$</p> <p>6: <i>Update Step</i> : update the representative</p> <p>7: $\mu_i^{t+1} = \frac{1}{ C_i^{(t)} } \sum_{x_j \in C_i^{(t)}} x_j$</p> <p>8: Update the partition with the modified clusters: $P = \{C_1^{(t)}, \dots, C_k^{(t)}\}$</p> <p>9: if $t \geq \text{MAX OR } P^t = P^{t-1}$ then</p> <p>10: return P^t</p> <p>11: end if</p> <p>12: end loop</p>
--

일반적으로 K-means는 데이터가 중심 주위에 고르게 흩어져 있을 때 가장 높은 성능을 보인다.

Fig. 6는 K-means 정점 클러스터링 알고리즘을 사용하여 정점의 개수를 줄이기 위해서 학습된 딥러닝 인코더를 적용하는 과정을 보이고 있다. 3D 메쉬 데이터를 입력하면 3.1에서 학습된 모델의 인코더가 잠재 벡터를 생성하고 이 잠재 벡터를 사용하여 K-means 정점 클러스터링을 수행하여 정점의 개수를 줄여 준다.

4. 실험 결과

본 논문에서 제안하는 딥러닝 기반 K-means 정점 클러스터링 알고리즘으로 UIUSC의 지하철역 3D 데이터 중에 지하철역 데이터를 적용하여 50%, 30%, 10%로 단순화하였으며, 그 결과는 Fig. 7과 같다. 결과에서 알 수 있듯이 제안하는 방법은 일반적인 정점 클러스터링 방법과 달리 객체의 토폴로지를 유지하면서 여러 조건으로 정점의 개수를 단순화하였다.

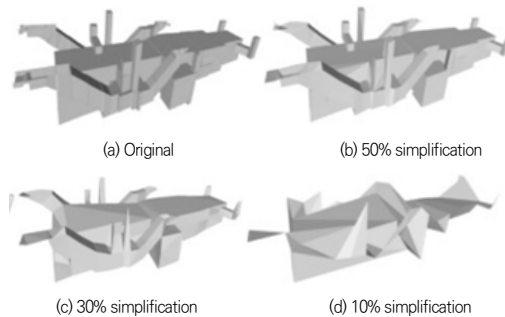


Fig. 7. Example of applying the proposed method

실험 결과 Fig. 7(c)와 같이 원본에 비해 정점의 개수를 30%까지 줄였을 때는 약간의 변형은 있지만 원본 모양을 유지할 수 있었으나 Fig. 7(d)와 같이 정점의 개수를 10%까지 줄였을 때는 원본에 비해 크게 변형되어 유효하지 않았다. 따라서 Fig. 7(c)는 Fig. 3에서 확인한 모형의 일부 부분이 사라지는 문제가 있었던 에지 축소 알고리즘과 전체적인 모양이 과도하게 변형되는 정점 클러스터링 알고

리즘의 문제점을 모두 해결할 수 있었다.

Fig. 8은 UIUSC의 Pipe, Heat Pipe, Mall, Underpass, Platform의 3D 메쉬 데이터를 본 논문에서 제안하는 방법으로 50%, 30%, 10%로 적용하여 단순화 한 결과이다.













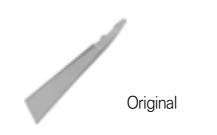
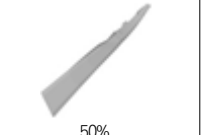

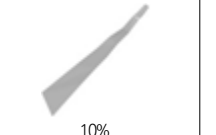

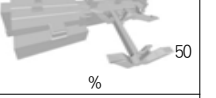


Pipe	 Original	 50%
	 30%	 10%
Heat Pipe	 Original	 50%
	 30%	 10%
Mall	 Original	 50%
	 30%	 10%
Underpass	 Original	 50%
	 30%	 10%
Platform	 Original	 50%
	 30%	 10%

Fig. 8. Results of applying various UIUSC 3D data

Fig. 8의 다양한 3D 모형 결과와 같이 정점의 수가 감소함에 따라 3D 모형의 변형이 점점 커지는 것을 알 수 있다. 정점의 수가 줄어들면 3D 데이터의 크기가 줄어들어 모바일 환경에서의 실행속도는 빠르게 할 수 있지만 정점의 수를 너무 많이 줄이면 데이터 모형의 일부가 사라지거나 너무 많은 변형이 발생하는 문제점이 있지만

30%까지는 유지하였다. 따라서 현장의 작업자가 작업에 필요한 지하시설물의 위치와 모양을 확인할 수 있는 정도까지는 유지를 하는 것이 중요하다.

본 논문에서 제안하는 딥러닝 기반 K-means 정점 클러스터링 알고리즘은 UIUSC 지하시설물 3D 메쉬 데이터를 모바일 환경에서 작업자가 원하는 3D 이미지로 실행하는 시간을 단축시킬 수 있다.

5. 결론

지하공간에는 지하철도, 지하보도, 지하철 역과 선로, 지하주차장, 하수관로, 전력지중관로, 가스배관, 통신선로, 상수관로 등 다양한 지하시설물이 있다. 지하정보 활용지원센터 UIUSC에서는 모든 지하시설물을 3D 형태로 볼 수 있도록 지하공간정보지도 관리 시스템 UGIMMS를 개발하고 있다. UGIMMS는 지도와 지하시설물을 타일 지도로 관리하고 있으며 하나의 타일에는 일정 크기 지역에 있는 지형지도와 다양한 지하시설물을 3D 형태의 이미지로 표현한다. 따라서 현장의 작업자가 사용하는 모바일 환경에서 다양한 지하시설물을 3D 형태로 실행할 때 많은 시간이 소요된다.

본 논문에서는 지하시설물의 3D 메쉬 데이터를 모바일 환경에서 3D 이미지로 볼 수 있도록 실행하는데 소요되는 시간을 줄이기 위해 메쉬 데이터를 경량화할 수 있는 딥러닝 기반 K-means 정점 클러스터링 알고리즘을 제안하였다. 이 방법은 3D 메쉬 데이터의 정점을 클러스터링하기 위해 K-means에 적합한 잠재 공간에 매핑하여 3D 메쉬 데이터의 밀도가 높지 않고 일정하지 않는 데이터에서도 효과적으로 사용될 수 있도록 하였다. 현장의 작업자는 지하시설물 3D 이미지가 100% 명확한 형태가 아니어도 작업에 문제가 없다고 판단되었다. 따라서 우리의 연구 방향은 3D 이미지의 모양이 약간의 변형을 발생할 수 있지만 형태는 유지할 수 있는 범위 내에서 정점의 수를 줄여 모바일 환경에서 좀 더 빠르게 볼 수 있도록 하는 것이었다. 이를위해, 관련이 없는 정점의 클러스터링을 피하기 위한 딥러닝 인코더-디코더 기반 모델을 사용하여 정제된 3D 데이터로부터 정점의 특징 정보를 추출할 수 있도록 학습시켰다. 그리고 학습된 딥러닝 모델에서 잠재 벡터를 생성하여 K-means 정점 클러스터링 알고리즘으로 유사한 정점들을 그룹화하여 정점 클러스터링을 수행함으로써 정점의 수를 줄일 수 있었다. 실험에서는 제안하는 방법을 사용하여 지하시설물의 3D 메쉬

데이터의 정점이 50%, 30%, 10%가 되도록 단순화하였다. 지하시설물의 경우 10%까지 줄였을 때는 지하시설물의 형태에서 보이지 않는 부분들이 나타났다. 30%까지 줄였을 때는 일부분 변형은 있었지만 지하시설물의 형태는 유지할 수 있었다.

3D 메쉬 데이터는 지하시설물 뿐만 아니라 지상의 시설물의 데이터도 3D 메쉬 데이터로 사용되고 있을 것으로 예상할 수 있기 때문에 네비게이션과 같이 3D 이미지를 표현해야 하는 프로그램에 적용할 수 있을 것으로 기대한다.

REFERENCES

- [1] MOLIT. (2020). Development of technology for renewal automation and field utilization on the integrated underground geospatial information map. *R&D plan*, 1-30.
- [2] S. K. Cho & Y. J. Cho & Y. T. Kim & J. Y. Choi & Y. G. Jang. (2020). A Design of Mobile Service System on the Integrated Underground Geospatial Information Map. *Proceedings of the Korean Society of Computer Information Conference*, 28(2). 557-558.
- [3] S. K. Cho & Y. T. Kim & J. Y. Choi. (2020). Design and Implementation of Mobile 3D Visualization Service System on the Integrated Underground Geospatial Information Map, *Journal of The Korea Society of Computer and Information*, 25(12). 173-186. DOI : 10.9708/jksci.2020.25.12.173
- [4] Y. T. Kim & H. J. Kouh. (2022). Design of Caching Scheme for Mobile Underground Geospatial Information Map System. *Journal of Convergence for Information Technology*, 12(1). 7-14. DOI : 10.22156/CS4SMB.2022.12.01.007
- [5] H. K. Choi & H. S. Kim & K. H. Lee. (2010). An improved mesh simplification method using additional attributes with optimal positioning. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 50(1), 235-252. DOI : 10.1007/s00170-009-2484-y
- [6] J. Y. Lee & T. J. Jang. (2005). Volume Conserving Mesh Simplification Using Face Constriction, *Journal of the Institute of Electronics and Information Engineers*, 42(5), 87-96.
- [7] J. H. Wu & S. M. Hu & C. L. Tai & J. G. Sun. (2001). An effective feature-preserving mesh simplification scheme based on face constriction, *Proceedings Ninth Pacific Conference on Computer Graphics and Applications*, 12-21. DOI : 10.1109/PCCGA.2001.962853
- [8] Y. Wang & J. Zheng & H. Wang. (2019). Fast mesh simplification method for three-dimensional geometric models with feature-preserving efficiency, *Scientific Programming*, 3(1). 1-12. DOI:10.1155/2019/4926190
- [9] R. Ronfard & J. Rossignac. (1996). Full-Range Approximation of Triangulated Polyhedra, *Proceedings of Eurographics '96, Computer Graphics Forum*, 15(3). 67-76. DOI : 10.1111/1467-8659.1530067
- [10] H. Hoppe & T. DeRose & T. Dunchamp & J. McDonald & W. Stuetzle. (1993). Mesh Optimization, *SIGGRAPH '93: Proceedings of the 20th annual conference on Computer graphics and interactive techniques*, 19-26. DOI : 10.1145/166117.166119
- [11] P. Cignoni & C. Montani & R. Scopigno. (1998). A comparison of mesh simplification algorithms, *Computers and Graphics*, 22(1). 37-54. DOI : 10.1016/S0097-8493(97)00082-4
- [12] A. Voulodimos & N. Doulamis & D. Fritsch & K. Makantasis & A. Doulamis & M. Klein. (2016). Four-dimensional reconstruction of cultural heritage sites based on photogrammetry and clustering, *Journal of Electronic Imaging*, 26(1). 1-18. DOI : 10.1117/1.JEI.26.1.011013
- [13] S. Kumar & D. Manocha & W. Garrett & M. Lin. (1999). Hierarchical Back-Face Culling, *Computer and Graphics*, 23(5). 681- 692.
- [14] M. Garland & A. Willmott & P.S. Heckbert. (2001). Hierarchical Face Clustering on Polygonal Surfaces, *Proceeding of ACM Symposium Interactive 3D graphics*, 49-58. DOI : 10.1145/364338.364345
- [15] Z. Yin hao Zhu & Z. Nicholas. (2018). Bayesian deep convolutional encoder-decoder networks for surrogate modeling and uncertainty quantification, *Journal of Computational Physics*, 366: 415-447. DOI:10.48550/arXiv.1801.06879
- [16] B. Yang & X. Fu, & N. D. Sidiropoulos & M. Hong. (2017). Towards k-means-friendly spaces: Simultaneous deep learning and clustering, *In international conference on machine learning*, 3861-3870. DOI : 10.48550/arXiv.1610.04794

김 종 훈(Jong-Hoon Kim)

[정회원]



- 1991년 2월 : 인하대학교 전자계산 공학과(공학사)
- 1993년 8월 : 인하대학교 전자계산 공학과 (공학석사)
- 1998년 8월 : 인하대학교 전자계산 공학과 (공학박사)

- 1998년 8월 : ㈜케이지아이 부설연구소 책임연구원
- 2001년 10월 : ㈜케이지아이 대표이사
- 2018년 11월~현재 : ㈜디비엔텍 전무이사
- 관심분야 : Mobile GIS, AI, DeepLearning
- E-Mail : jhkim@dbnt.co.kr

고 훈 준(Hoon-Joon Kouh)

[정회원]



- 2000년 2월 : 인하대학교 컴퓨터공학과(공학석사)
- 2004년 2월 : 인하대학교 컴퓨터공학과(공학박사)
- 2004년 3월~현재 : 경인여자대학교 교수

- 관심분야 : Mobile 기술, 디지털 영상, 디지털 음악
- E-Mail : hjkouh@kiwu.ac.kr

김 용 태(Yong-Tae Kim)

[정회원]



- 1995년 2월 : 인하대학교 전자계산 공학과 (공학사)
- 1997년 2월 : 인하대학교 전자계산 공학과 (공학석사)
- 1997년 3월 : 지오매니아 팀장
- 2000년 3월 : 시터스 팀장
- 2007년 1월 : 엠큐릭스 팀장

- 2019년 12월~현재 : 디비엔텍 부장
- 관심분야 : Mobile GIS, C Security, Iot
- E-Mail : ytkim@dbnt.co.kr