

부분 유사도 측정을 사용한 비 강체 포인트 클라우드 콘텐츠 정합 방법

이희제, 윤준영, 박종일[†]

한양대학교

jk01086@hanyang.ac.kr, jyyun@hanyang.ac.kr, jipark@hanyang.ac.kr

Non-rigid Point-Cloud Contents Registration Method used Local Similarity Measurement

Heejea Lee Junyoung Yun Jong-Il Park[†]

Hanyang University

요 약

포인트 클라우드 콘텐츠는 움직임이 있는 콘텐츠를 연속된 프레임에 3 차원 위치정보와 대응하는 색상으로 기록한 데이터이다. 강체 포인트 클라우드 데이터를 정합하기 위해서는 고전적인 방법이지만 강력한 ICP 정합 알고리즘을 사용한다. 그러나 국소적인 모션 벡터가 있는 비 강체 포인트 클라우드 콘텐츠는 기존의 ICP 정합 알고리즘을 통해서 프레임 간 정합이 불가능하다. 본 논문에서는 비 강체 포인트 클라우드 콘텐츠를 지역적 확률 모델을 사용하여 프레임 간 포인트의 쌍을 맺고 개별 포인트 간의 모션벡터를 구해 정합 하는 방법을 제안한다. 정합 대상의 데이터를 2 차원 투영을 하여 구조화시키고 정합 할 데이터를 투영하여 후보군 포인트를 선별한다. 선별된 포인트에서 깊이 값 비교와 좌표 및 색상 유사도를 측정하여 적절한 쌍을 찾아준다. 쌍을 찾은 후 쌍으로 모션 벡터를 더하여 정합을 수행하면 비 강체 포인트 클라우드 콘텐츠 데이터에 대해서도 정합이 가능해진다.

1. 서론

3 차원 영상 데이터의 처리 기술이 향상되어 이를 활용한 대용량 고품질의 실감형 콘텐츠의 제작과 활용의 범위가 확대되었다. 이와 더불어 무선 네트워크 기술의 발달로 실감형 콘텐츠의 실시간 스트리밍 서비스를 상용화하기 위한 시도들이 이뤄지고 있다[1]. 대표적으로 3 차원 영상의 데이터를 비교적 처리 복잡도가 낮은 포인트 클라우드로 변환하여 전송하는 방법이 제안되었다. 그러나 포인트 클라우드 콘텐츠의 프레임을 전송할 때 네트워크 상의 문제나 여러 환경적인 문제로 인해 포인트 클라우드 콘텐츠 데이터의 품질이 저하되거나 손실되는 경우가 발생한다. 이러한 문제가 발생하여도 포인트 클라우드 프레임 간의 정합이 가능하다면 인접 포인트를 활용하여 데이터를 원본에 가깝게 복원시키거나 밀도가 낮은 포인트 클라우드 콘텐츠끼리 정합 하고 통

합하여 포인트의 밀도를 높이는 등 정합을 통해 다양한 기능을 수행할 수 있다.

포인트 클라우드 정합에서 고전적이지만 강력한 방법인 ICP(iterative closest points)[3] 정합 방법이 있다. 그러나 ICP 정합 알고리즘은 강체의 포인트 클라우드 데이터에 대해서만 작동하게 된다. 비 강체 포인트 클라우드를 정합하기 위해 이전 연구[2]에서 ICP 정합 알고리즘을 반복적으로 사용하여 정합 하려는 시도를 하였지만 지역적 모션 벡터(motion vector)[4]가 있는 콘텐츠 데이터의 경우 정합의 효과가 미비하였다.

본 논문에서는 두가지 가정 내에서 수행되는데, 첫번째 가정은 프레임 간 움직임이 매우 작다고 가정한다. 두번째는 두 프레임 간의 색상의 변화는 거의 없다고 가정한다. 위의 두가지 가정을 기반으로 여러 프레임의 비 강체 포인트 클라우드 콘텐츠에 대해서도 색상 정보와 위치 정보의 부분 유사도를 측정하여 쌍을

[†]교신저자

맺어주고 두 포인트 간의 모션벡터를 구하여 정합을 수행하는 방법을 제시한다.

2. 방법

2 장에서는 본 논문에서 제안하는 비 강체 포인트 클라우드 정합 방법에 대해 설명한다. 제안하는 방법은 크게 두단계의 과정으로 수행된다. 첫번째 단계에서는 가정 1 을 기반으로 지역적 계산을 위해 정합이 될 대상의 포인트 클라우드 데이터를 구조화한다. 두번째 단계는 정합 할 대상의 포인트와 구조화된 정합 될 대상의 포인트의 쌍을 맺어주는 작업을 수행한다. 쌍을 맺은 후 두 포인트 간의 모션 벡터를 보상하게 되면 정합이 완료된다.

2.1 타겟 포인트 데이터 구조화

정합 될 타겟 포인트와 정합 할 소스 포인트의 쌍을 맺기 위해 전체의 유사도를 계산하기에는 시간 복잡도가 $O(N^2)$ 으로 상당히 계산 량이 많아지게 된다. 또한 쌍으로 맺어질 포인트는 첫번째 가정에 의해 비슷한 영역에 있을 것이므로 전체 유사도를 계산하기보다는 주변 영역의 유사도를 계산하는 것이 효과적이게 된다. linked structure 를 위해 타겟 포인트를 2차원으로 투영하고 해당하는 좌표에 3 차원 정보와 색상을 저장하게 된다. 2 차원 좌표에 중복되어 들어갈 경우 연결 리스트(linked list) 구조를 사용하여 이어지게 된다. 이러한 방법으로 3 차원의 포인트 정보를 linked structure 에 전부 저장하게 된다. 아래 그림 1 은 linked structure 데이터 구성 형식이다.

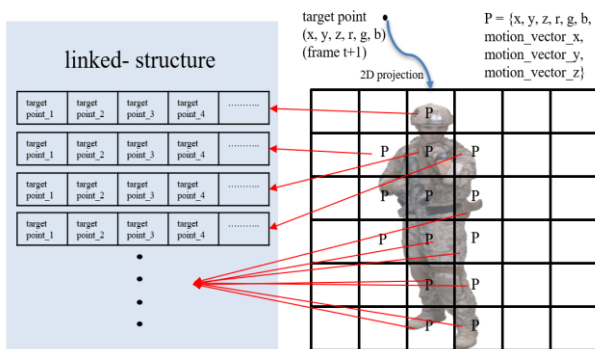


그림 1. linked structure 데이터 구성 과정

2.2 타겟 포인트와 소스 포인트 쌍 맺기

두번째 단계는 linked structure 로 구성된 타겟 포인트와 소스

포인트의 쌍을 맺어주게 된다. 쌍을 맺어 두 포인트 간의 모션 벡터를 구하고 모션 벡터를 소스 포인트에 보상하게 되면 소스 포인트가 타겟 포인트로 이동하여 정합 하게 된다.

소스 포인트를 linked structure 를 생성하는 방법으로 2D projection 을 수행하게 된다. 계산된 2 차원 좌표에서 15x15 window 를 사용하여 linked structure 의 윈도우 내의 모든 소스 포인트를 후보군으로 선정한다. 포인트 클라우드 데이터는 앞면과 뒷면이 존재하므로 선정된 후보군 포인트에는 뒷면의 포인트도 포함되어 있다. 이를 제거하기 위해 깊이 값을 비교하여 일정 임계 값을 초과하는 포인트에 대해서는 뒷면의 포인트라고 생각하여 후보군에서 제거하게 된다.

남은 후보군 포인트 중에서 쌍을 맺어주게 된다. 이는 색상 정보와 위치 정보의 차이를 가우시안 분포(gaussian distribution) 의 가중치를 사용하여[5] 소스 포인트 P_i 와 후보군 포인트 P_j 가 쌍이 될 유사도 P_{ij} 를 구하고 후보군 포인트들 중 가장 높은 유사도 값의 P_{ij} 를 쌍으로 맺어준다. 가우시안 분포의 가중치 $N(p_j; p_i, \sigma^2)$ 가 아래와 같을 때,

$$N(p_j; p_i, \sigma^2) = e^{-\frac{(p_j - p_i)^2}{2\sigma^2}}, (p_i, p_j \in \mathbb{R}^3)$$

유사도 측정 모델은 아래와 같이 나타낼 수 있다.

$$P_{ij} = \alpha(N(p_j(x, y, z); p_i(x, y, z), \sigma_g^2)) \times (1 - \alpha)(N(p_j(r, g, b); p_i(r, g, b), \sigma_c^2))$$

유사도 측정 모델에서 α 는 색상 정보와 위치 정보의 가중치를 정하는 변수로 앞부분은 위치 차이에 따른 유사도를 나타내며 뒷부분은 색상 차이에 따른 유사도를 나타낸다. 또한 σ_g 는 위치 정보의 분산 σ_c 는 색상정보의 분산을 의미한다.

위의 식을 사용하여 가장 적절한 후보군 포인트를 선택하여 소스 포인트와 타겟 포인트 간의 거리 차이를 사용하여 모션 벡터를 구하게 된다. 소스 포인트에 구해준 모션 벡터를 적용하여 타겟 포인트로 정합을 수행하게 된다.

3. 실험 결과

아래 그림 2 는 소스 프레임을 사용해서 타겟 프레임으로 정합한 결과이다. (b)의 타겟 프레임을 linked structure 로 만든 후 소스 프레임 (a)의 포인트 들의 지역적 확률 모델을 생성하여 쌍을 맺는다. 쌍이 된 포인트 간의 모션 벡터를 계산하여 (a)에 적용시키게 되면 정합 된 소스 프레임 (c)의 결과를 확인할 수 있다. 정합 된 소스 프레임 (c)는 타겟 프레임 (b)와 유사한 모습을 볼 수 있다. 한 개의 프레임 간 움직임이 적어 육안으로 비교하기 어

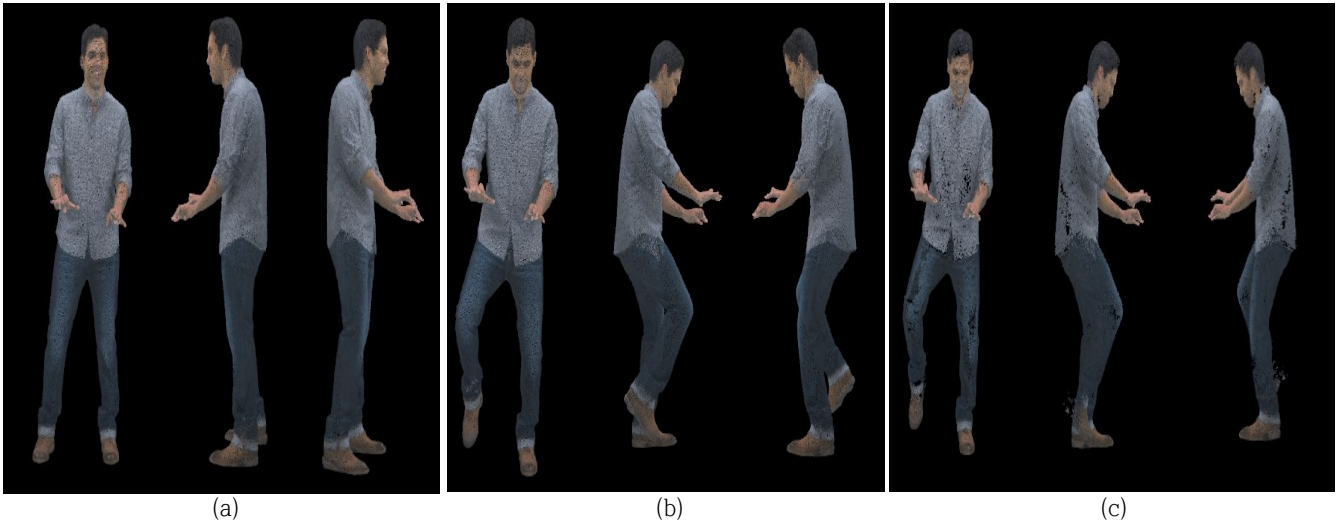


그림 2. 프레임 정합 결과

(a)소스 프레임 (b) 타겟 프레임 (c) 정합 된 소스 프레임

렵기 때문에 위 실험에서는 1 프레임씩 정합 하여 총 20 프레임 간의 차이를 비교하였다.

4. 결론

본 논문에서는 비 강체 포인트 클라우드 콘텐츠에 대해서 정합을 수행하였다. 기존의 ICP 정합 알고리즘을 사용하면 비 강체 포인트 클라우드 데이터에 대해서 정합이 불가능 하였다. 제안하는 방법은 색상과 위치 정보를 동시에 고려한 지역적 확률 모델을 사용하여 소스 포인트와 타겟 포인트 간의 쌍을 맺고 두 포인트 간의 모션 벡터를 구해 보간 하여 정합을 수행하였다. 그러나 인접한 영역의 포인트들은 구조를 유지하며 움직이는 motion coherence[6]는 만족하지 못해 포인트가 정합 되지 못하고 한곳으로 뭉치게 되어 밀도가 낮아지는 영역이 발생하게 되는데 추후 연구에서는 patch 형식으로 쌍을 맺어 주변 포인트들의 이동량을 추정하여 motion coherence를 적용 보안이 필요할 것으로 보인다.

감사의 글

이 논문은 2022년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원의 지원을 받아 수행된 연구임 (No.2020-0-00452, 적응형 뷰어 중심 포인트 클라우드 AR/VR 스트리밍 플랫폼 기술 개발)

참고문헌

- [1] Call for Proposals for Point Cloud Compression v2, Standard ISO/IEC/JTC1/SC29/WG11 MPEG2017/N16763, Hobart, AU, Apr. 2017
- [2] 이희제, 윤준영, 김종욱, & 박종일. (2020). ICP 기반 포인트 클라우드 콘텐츠 품질 개선 방법. *한국방송미디어공학회 학술발표대회 논문집*, 200-201.
- [3] Ying He, ID, Bin Liang, Jun Yang, Shunzhi Li, and Jin He, "An iterative closest points algorithm for registration of 3D laser scanner point clouds with geometric features.", *Sensors*, 2017, 17.8: 1862.
- [4] KONRAD, Janusz; DUBOIS, Eric. Bayesian estimation of motion vector fields. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 1992, 14.09: 910-927.
- [5] ELAD, Michael. On the origin of the bilateral filter and ways to improve it. *IEEE Transactions on image processing*, 2002, 11.10: 1141-1151.
- [6] YUILLE, Alan L.; GRZYWACZ, Norberto M. A mathematical analysis of the motion coherence theory. *International Journal of Computer Vision*, 1989, 3.2: 155-175.