



3D Point Cloud Registration with graph-based analysis

설명 영상
QR code



Team Name : Doves And Ravens / Team Advisor : 황성재 교수님
Team Members : 황준호, 김상원, 김시열, 심정균, Yu Aoze

1. 연구 주제, 기준 방법 및 목표

3D point cloud registration(이하 PCR)이란, 같은 물체에 대해 스캔된 서로 다른 3차원 점들의 집합인 point cloud를 최대한 일치시키도록 정렬하는 과정이다. 예를 들어, 아래 그림 1의 왼쪽과 같이 푸른색, 블루색의 서로 다른 두 point cloud가 주어졌을 경우, 이를 오른쪽 그림과 같이 서로 최대한 overlap되도록 3차원 좌표계 상에서 변환하는 자유도 6의 선형 변환 행렬을 찾는 것이다. 이는 3D object detection 등 computer vision이나 graphics 분야에 응용되어, 자율주행, 결합탐지 등 다양한 산업 분야에 적용될 수 있는 기술이다.

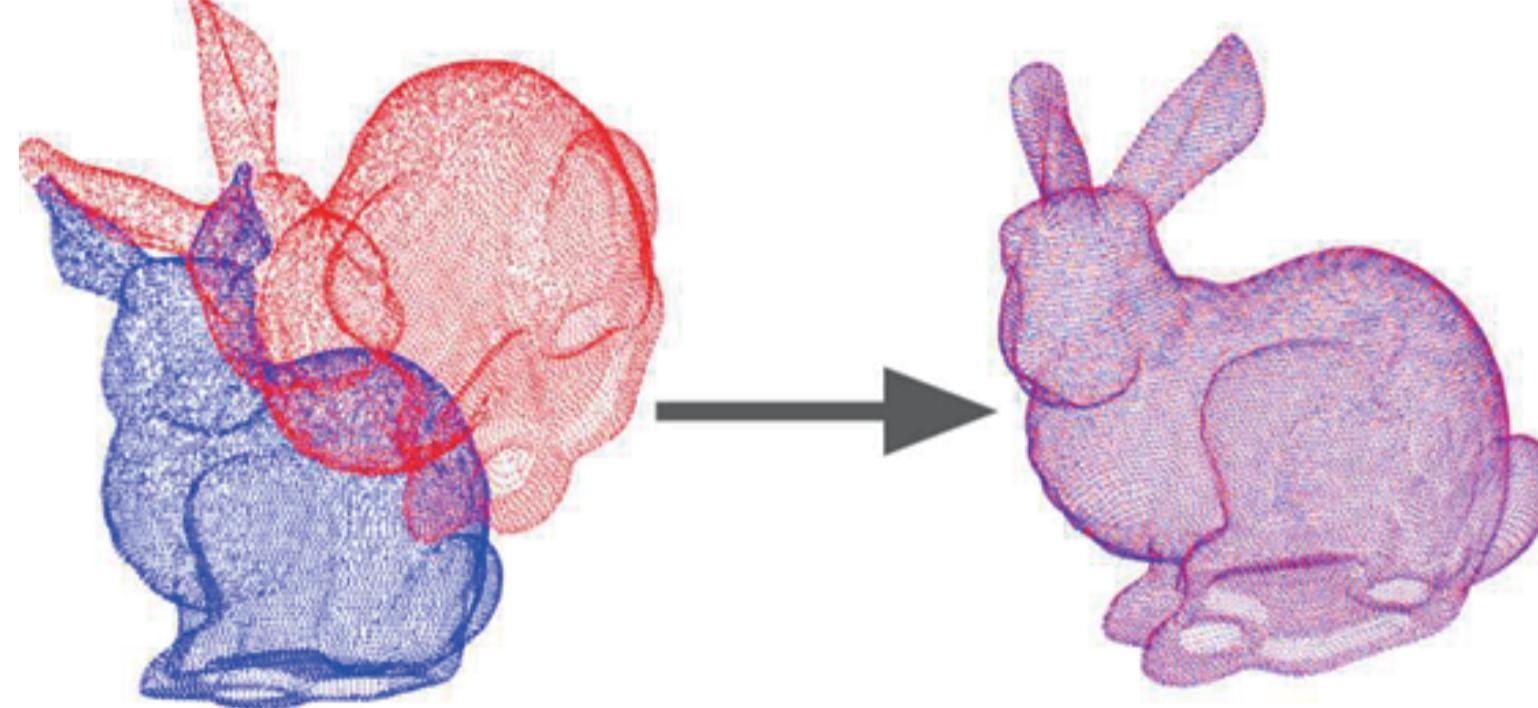


그림 1. 블루색과 푸른색으로 표시된 토끼 모양의 두 point cloud(좌)과, 이들에 대해 PCR을 진행해 point cloud들을 정렬한 모습(우).

굉장히 많은 점들에 대해 그 거리를 측정하는 과정 등이 포함되는 경우가 많기 때문에 PCR은 굉장히 계산복잡도가 높은 task이며, 모든 점들에 대해 계산을 하는 경우(Globally solving problem)는 NP-Hard class에 속하기까지 한다.

최근에는 deep learning을 활용한 연구 등이 많이 제안되고 있지만, CVPR '23의 논문(X. Zhang et al.)에서는 Maximal Cliques를 활용하는 non-deep learning 방법(MAC)을 통해 3DMatch, 3DLoMatch dataset에 대해 SOTA 수준의 성능을 보인 바 있다. 우리는 이 연구를 바탕으로, 몇 가지 아이디어를 적용해 정확성의 향상, 또는 계산 시간의 감소 등의 개선을 이끌어내는 것을 목표로 한다.

2. 제안하는 아이디어

Maximal Cliques를 활용하는 기존 알고리즘인 MAC(X. Zhang et al.)의 경우, 저자들이 임의로 정한 heuristics가 많이 포함되어 있다. 해당 논문에서 제시한 구체적인 PCR task 수행의 pipeline은 그림 2와 같다.

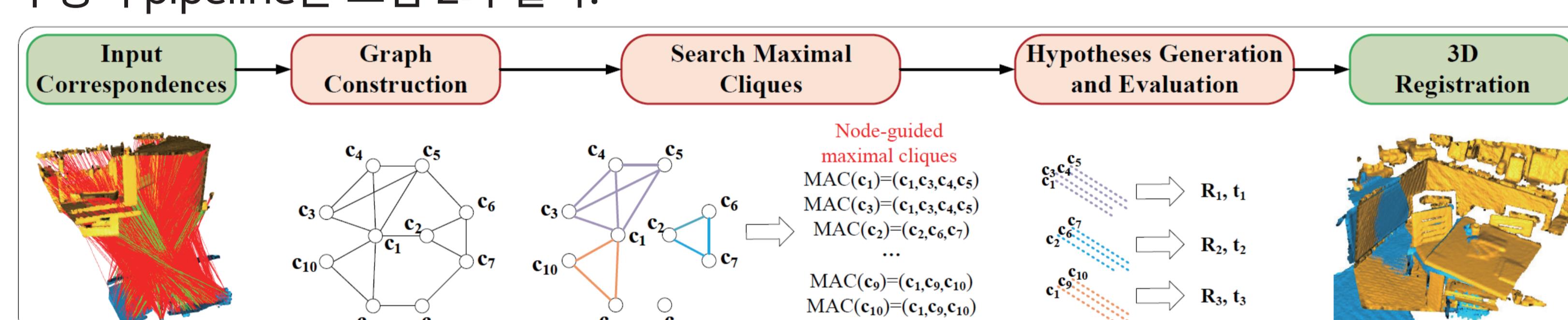


그림 2. Maximal Cliques를 활용한 PCR의 pipeline.

우리가 이 MAC 알고리즘 개선을 위해 주목한 부분은 첫 단계인 Input Correspondences, 두 번째 단계인 Graph Construction 부분이다.

(1) Improving Input Correspondences using Wavelet Transform

두 point cloud의 initial correspondence를 구성하는 과정에서, 모든 점을 계산에 사용하면 데이터의 크기가 너무 커져 시간적으로 합리적이지 않을 수 있고, feature가 강조되지 않은 데이터를 사용한다는 점에서 정확도 역시 떨어질 수 있다. 따라서 중요한 특징점을 추출하는 전처리 과정을 거친 뒤, 이를 사용해 계산 시 좋은 결과를 얻을 수 있을 것이라 생각, 그 방법으로 이미지를 주파수 영역으로 분해, 분석하는 방법인 Wavelet Transform을 적용하였다.

Wavelet Transform은 이미지 신호를 Wavelet 함수를 통해 유한 범위의 단위 파동으로 분해하는 변환이다. 이미지를 미리 정해둔 다양한 scale의 Wavelet 함수들로 분해, 주파수 영역에 대해 분석할 수 있다. 그림 3은 각각 small scale, large scale의 Wavelet 함수이다. Small scale에 의해 분해된 부분은 높은 주파수를, large scale에 의해 분해된 부분은 낮은 주파수 영역의 신호를 의미하게 된다. 이때 높은 주파수 계수를 증폭하고 낮은 주파수 계수를 축소하는 방법으로 더 강화된 특징점을 추출할 수 있다. 이는 잘 알려진 Fourier Transform에 비해 더욱 locality를 강조할 수 있다는 특징이 있으며, 때문에 locality가 중요한 PCR task에 적합한 변환이라 생각할 수 있다.

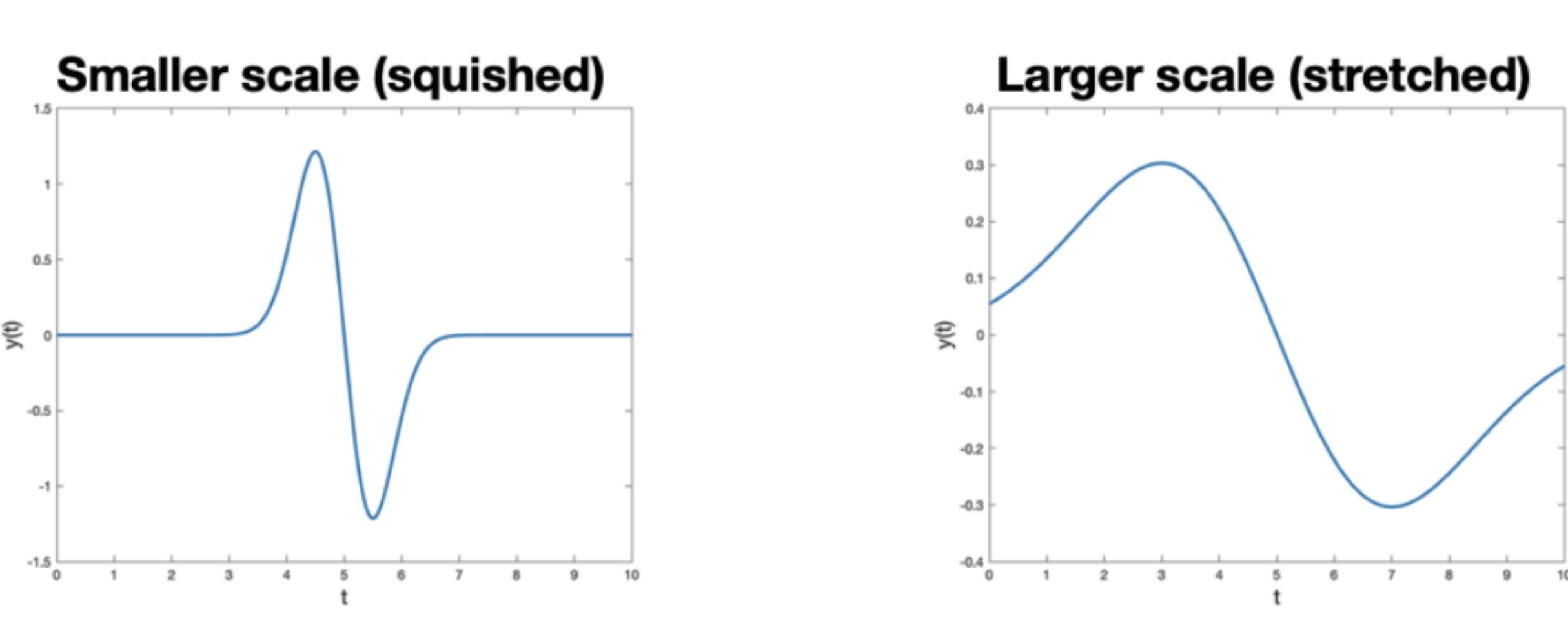


그림 3. Scale에 따른 Wavelet 함수의 모양.

(2) Third Order Graph (TOG)

참고 논문(X. Zhang et al.)에 따르면, input으로 주어진 correspondence pair (c_i, c_j)에 대해 First Order Graph (FOG)와 Second Order Graph (SOG)의 weight matrix는 다음과 같이 정의된다. (단, p^s, p^t 는 point cloud P^s, P^t 의 각 point를 의미하며, \odot 는 element-wise product를 의미함)

$$S_{\text{dist}}(c_i, c_j) = \left| \|p_i^s - p_j^s\| - \|p_i^t - p_j^t\| \right|$$

$$W_{\text{FOG}}(i, j) = e^{-\frac{S_{\text{dist}}(c_i, c_j)^2}{2d_{\text{cmp}}^2}}$$

$$W_{\text{SOG}} = W_{\text{FOG}} \odot W_{\text{FOG}}^2$$

FOG는 각 correspondence pair에 대해 distance를 구해, 이를 각 edge의 weight로 둔 graph이다. SOG는 FOG를 바탕으로 더 strict하게 edge를 생성하고, 더 sparse하게 graph를 구성함으로써 더 빠른 계산과 더 중요한 edge에 대한 강조를 가능하게 한 것으로, 이미 Clique에 속하는 edge의 weight를 더 강화하게 된다.

우리는 이를 바탕으로 Third Order Graph (TOG)를 다음과 같이 정의하였다.

$$W_{\text{TOG}} = W_{\text{FOG}} \odot (W_{\text{FOG}}^2 + W_{\text{FOG}}^3)$$

SOG가 길이가 2인 경로에 대한 고려가 들어간 것이라면, TOG의 경우 경로의 길이가 3인 경우에 대해서까지 고려한 것으로 생각할 수 있다. 이에 따라 크기가 더 큰 Clique를 찾아내기 쉬울 것으로 기대할 수 있다.

SOG, TOG, 그리고 SOG와 TOG를 동시에 활용해 Maximal Clique candidates를 구한 후 이들을 모두 evaluation에 사용하는 방법을 적용해 그 결과를 관찰하였다.

(3) Multi-scale Clustered Graph (MCG)

Graph Construction 과정에서 SOG 대신 Wavelet Distance를 기반으로 다양한 scale에서 clustering을 통해 graph를 생성하는 과정을 적용했다. 적용하는 Wavelet 함수의 scale을 작게하면 더 크고 global한 MCG, 크게하면 더 작고 local한 MCG를 얻을 수 있으며 (그림4), 이들의 Maximal Cliques를 모두 합쳐 evaluation에 사용한다. 다양한 scale에서 평가를 진행하는 만큼, 중요한 edge가 제거되는 것을 방지할 수 있을 것으로 생각된다.

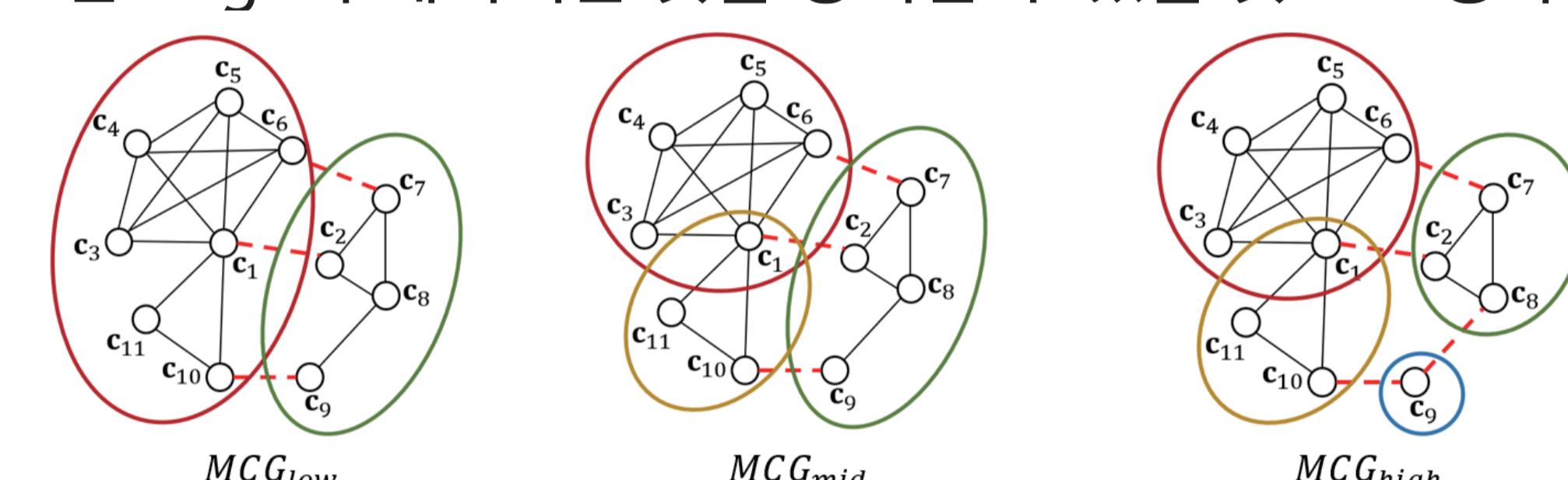


그림 4. 적용한 Wavelet의 scale에 따른 MCG. (좌측부터 low, mid, high)

3. 결과

(1) Wavelet Transform

3DMatch, 3DLoMatch dataset에 대해 각각 원래의 point cloud, 그리고 wavelet 변환이 적용된 point cloud로 MAC 모델을 적용한 결과, 정확성(Registration Recall, RR)은 조금 줄었지만(각각 약 19, 25%p 감소), 계산 시간은 획기적으로 대폭 개선된 것을 확인할 수 있었다. (각각 약 48, 40배 감소) (표 1)

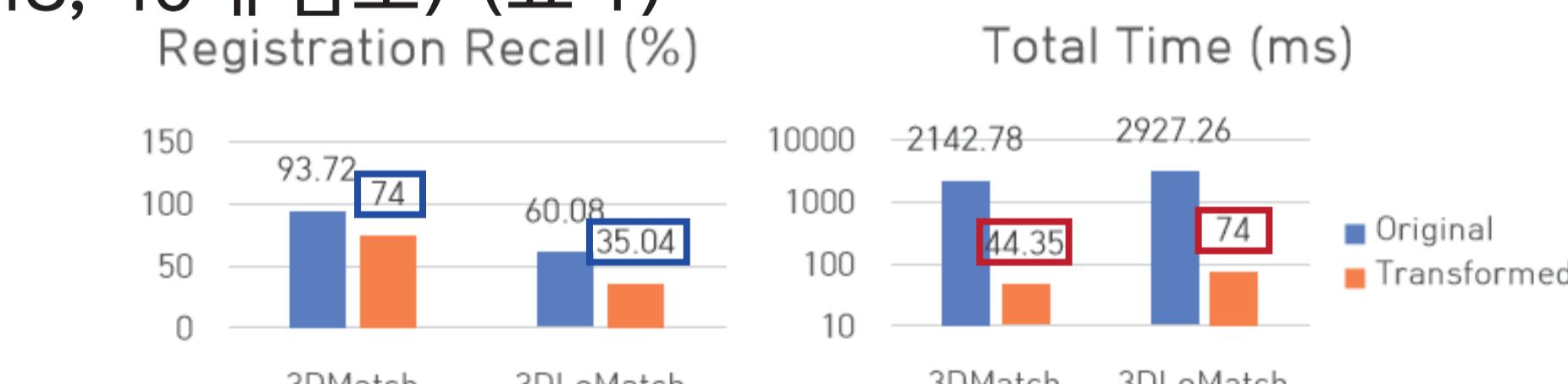


표 1. 각 데이터셋에서 기존 모델과 Wavelet Transform을 사용한 경우의 RR, 소요시간 비교.

(2) Third Order Graph (TOG)

KITTI dataset에 대해 SOG, TOG, 그리고 SOG와 TOG를 동시에 활용해 Maximal Clique candidates를 구한 후 이들을 모두 evaluation에 사용하는 방법을 적용하였다. (표 2)

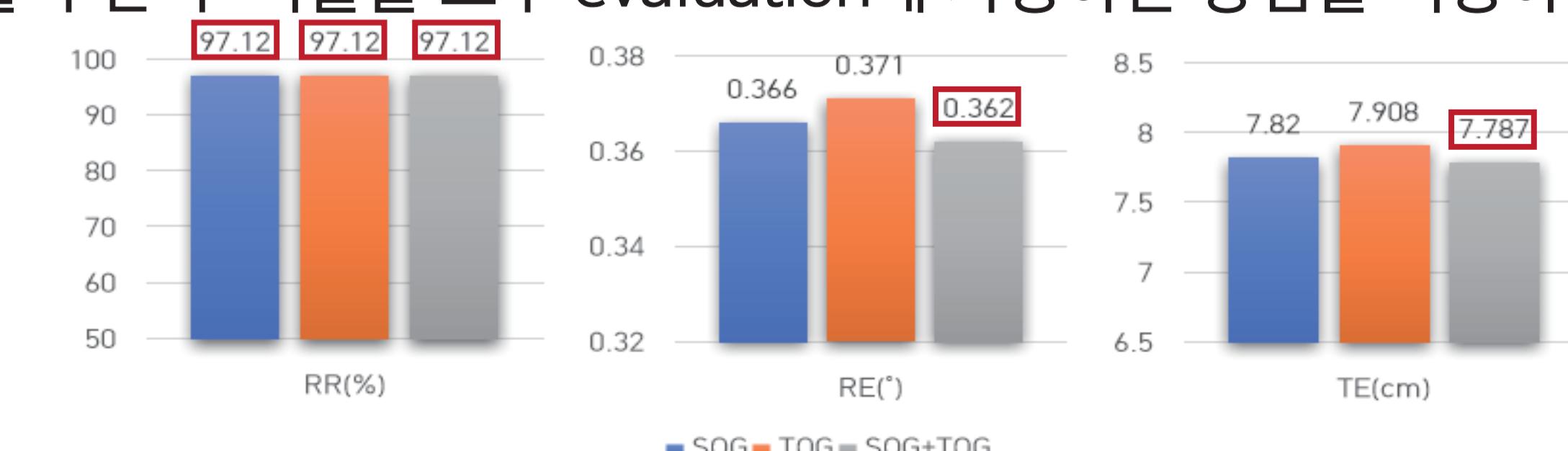


표 2. SOG, TOG, SOG+TOG를 사용한 경우 각각의 RR, RE, TE score.

RR은 모든 방법에서 동일하게 나타났으나, Registration Error(RE), Translation Error(TE)는 SOG와 TOG를 함께 사용한 경우 가장 좋은 결과를 나타냈다.

(3) Multi-scale Clustered Graph (MCG)

마찬가지로 KITTI dataset에 대해 SOG와 MCG에 대해 evaluation에 사용하는 방법을 적용하였다. (표 3)

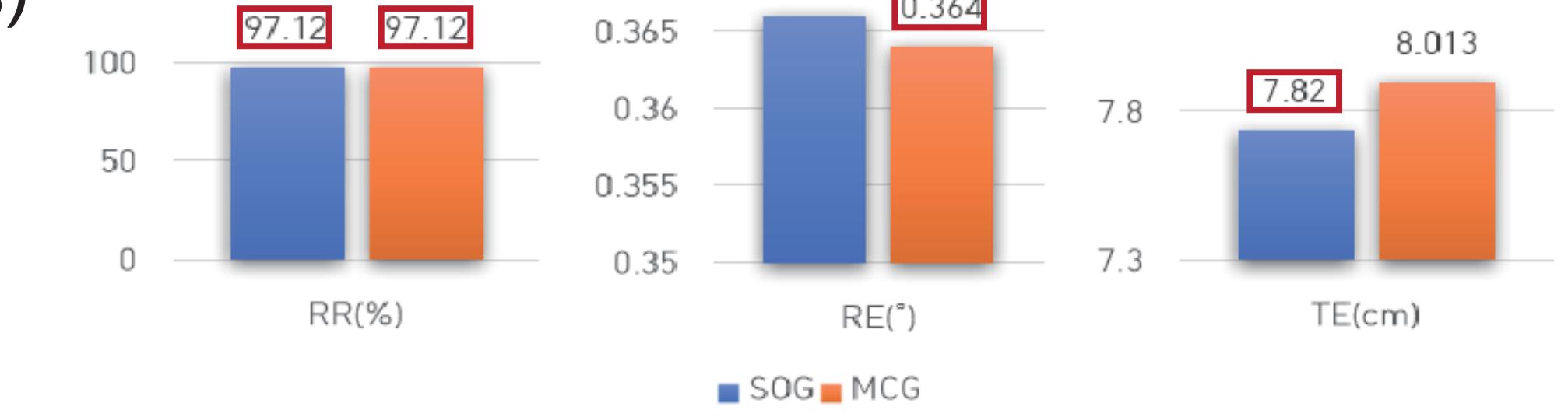


표 3. SOG, MCG를 사용한 경우 각각의 RR, RE, TE score.