

동적 파라미터 설정에 의한 ORB-SLAM 정확도 향상 알고리즘에 관한 연구

김세호*, 서동민*, 모시원*, 강대웅**, 국종진**

상명대학교 휴먼지능로봇공학과*

상명대학교 전자정보시스템공학과**

A Study on ORB-SLAM Accuracy Improvement Algorithm by Dynamic Parameter Control

Se-Ho Kim*, Dong-Min Seo*, Si-Won Mo*, Dae-Woong Kang**, Joongjin Kook**

Dept. of Human Intelligent Robot Engineering, Sangmyung University*

Dept. of Electorinics Information System Engineering, Sangmyung University**

Abstract - Simultaneous localization and mapping(SLAM) is performed only to find the location through the camera. After detecting and extracting feature points through images, it proceeds through tracking, local mapping, and loop closure processes. We confirm the error of the actual path and the following path through orb-slam, and propose a method to reduce the error. By adjusting scaleFactor, numLevels, and numPoints, accuracy according to posture change is classified for each parameter. This classification value is dynamically controlled according to the situation and compared with the existing orb-slam.

있다. 따라서 본 논문에서는 ORB-SLAM의 트래킹 과정에서 앞선 세 가지 파라미터와 트래킹 오차의 상관관계를 규명하고, 이를 통해 트래킹 과정에서 오차를 최소화시킬 수 있는 동적 파라미터 설정 알고리즘을 적용하고 기존 알고리즘과 비교하여 검증하였다. 본 논문에서 제안한 알고리즘의 성능 평가를 위해 사용한 PC의 사양은 <표 1>과 같다.

CPU	Apple M1
저장장치	1TB SSD
메모리	8GB
운영체제	macOS

<표 1> 실험환경

1. 서 론

자동차, 로봇, 도심형 항공 모빌리티(Urban Air Mobility) 등의 신산업 분야에서 자율주행에 대한 연구가 활발하게 진행되고 있다. 자율주행 분야의 주요 기술 중 하나로 주변의 공간 지형을 인식하고 상대적 위치를 추정하는 기술인 SLAM(Simultaneous Localization and Mapping)이 대두되고 있다. SLAM은 로봇의 위치를 찾아내는 현지화(localization)를 하거나 로봇의 정확한 위치를 알 수 있을 때 매핑(mapping)하는 과정을 의미한다. SLAM은 컴퓨터 처리 속도가 개선되고 여러 센서의 기술이 발전함에 따라 많은 분야에서 응용되고 있다.

여러가지 SLAM 기법 중 비교적 저가의 비용으로 주변환경에 대한 정보를 정확히 얻을 수 있는 v-SLAM(visual-SLAM)은 카메라로부터 시각적인 입력을 통하여 카메라의 위치와 방향을 계산하며 동시에 주변환경과 매핑한다. 2차원 데이터를 3차원으로 만들기 위하여 카메라의 움직임을 추정하고, 물체와의 거리 및 크기를 추정한다. 카메라가 움직이면서 생기는 프레임 두 개를 비교하여 각 프레임의 특징점을 비교하여 추정된 Pose로 경로를 나타낸다. 이러한 트래킹 과정에서 카메라 움직임의 변화가 크게 발생하는 경우에 대해 scaleFactor, numLevels, numPoints 등의 파라미터가 정확도에 영향을 미친다. 따라서 본 논문에서는 이러한 파라미터들과 카메라 포즈의 변화량에 대한 상관관계를 규명하고, 카메라 포즈의 변화량에 따라 동적으로 파라미터의 값을 설정하는 알고리즘을 추가하여 트래킹 오차를 최소화시켰다. 추정된 경로와 실제 경로를 비교하여 생기는 오차를 scaleFactor, numLevels, numPoints와 같은 파라미터의 동적변경을 통해 기존의 ORB-SLAM의 결과와 비교하여 더 적은 오차로 나타낼 수 있음을 연구했다.

2. 본 론

ORB-SLAM에서 트래킹 오차에 영향을 끼치는 파라미터들로는 scaleFactor, numLevels, numPoints 등이 있으며, 이 설정값들의 변화에 따라 트래킹 과정에서 발생하는 오차의 정도가 달라진다. 특히, 카메라의 이동량 변화가 큰 지점에서 세 가지 파라미터 설정에 따른 오차가 더 크게 나타나는 것을 확인할 수

2.1 파라미터값의 변경을 통한 RMSE 평가

ORB-SLAM의 트래킹 정확도에 영향을 끼치는 주요 파라미터들은 numPoints, numLevels, scaleFactor 등이며, numPoints는 추출할 데이터 포인트의 수, numLevels는 영상 분해 수준을 나타낸다. scaleFactor는 이미지의 비율을 나타내는데, 각 프레임을 원본 프레임보다 크게 또는 작게 만드는 변환에 사용되며, x축과 y축 방향으로의 스케일 비율을 지정하는 파라미터이다.

세 가지 파라미터 값의 차이에 따라서 트래킹 소요 시간, 카메라 궤적 오차를 비교한 결과는 <표 2>와 같다.

no	1	2	3	4	5
scaleFactor	1.26	1.32	1.38	1.56	1.62
numLevels	6	6	7	5	5
numPoints	640	680	720	840	880
RMSE	0.09200	0.21059	0.08661	0.13405	0.16929
Runtime(sec)	302.467	340.655	294.754	308.363	295.529

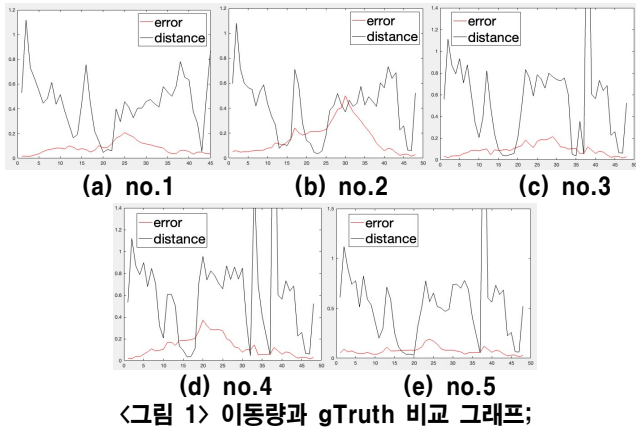
<표 2> 파라미터 값 변화에 따른 RMSE

<표 2>는 큰 오차가 발생하는 경우를 배제하여 총 5개의 파라미터 조합을 선정한 결과이다. 선정된 파라미터 조합들을 통해 실제 이동 경로와 추정된 경로를 비교하여 이동량 혹은 회전 변화량에 따라 크게 오차가 발생하는 부분을 기준으로 범위를 설정하고, 프레임 단위의 구간별로 나누어 파라미터 값을 변경하여 트래킹 오차를 최소화 했다.

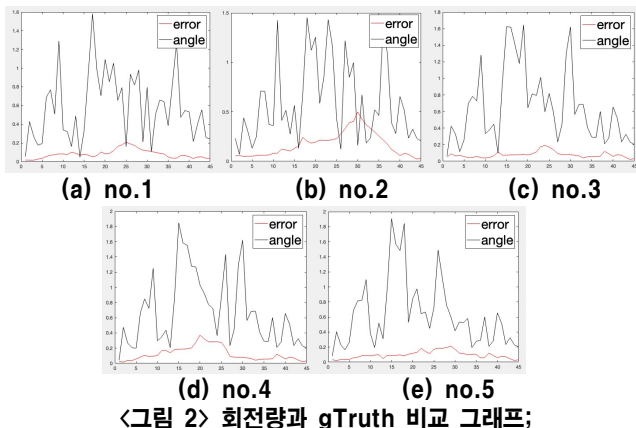
2.2 이동량과 오차와의 상관관계

TUM RGB-D 벤치마크 데이터셋을 이용하여 기존의 ORB-SLAM으로 SLAM을 수행했을 때, 카메라의 이동량과 회전량이 많아지는 구간에서 오차가 누적되어 드리프트 에러(drift error)가 커지는 모습을 확인했다. 따라서 각 프레임별 카메라의 좌표계를 상대변환을 적용하여 평행이동과 회전변환을 계산했다. <그림 1>은 유클리디안 거리를 사용하여 각 프레임별 추정값의 이동거리 변화량, 추정값과 ground truth의 오차 상관관계를

나타낸다. <그림 2>는 오일러 변환을 사용하여 각 프레임별 추정값의 회전 변화량, 추정값과 ground truth의 오차 상관관계를 나타낸다.



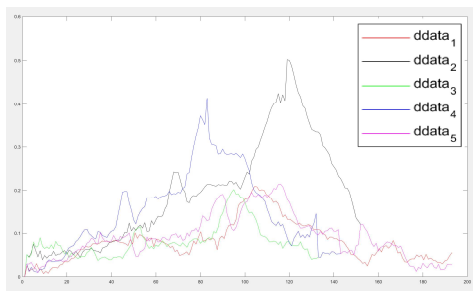
<그림 1> 이동량과 gTruth 비교 그래프;



<그림 2> 회전량과 gTruth 비교 그래프;

<그림 1>, <그림 2>와 같이 이동량과 회전량에 따라서 ground truth와 추정된 경로의 오차값은 큰 상관관계를 확인하기 어렵다. 하지만 규칙성이 있는 부분을 <표 2>의 5개의 파라미터 값들을 비교하고, 최소의 오차가 발생하는 구간들을 정하고 최적화를 한다.

2.3 구간별 동적 파라미터 대입



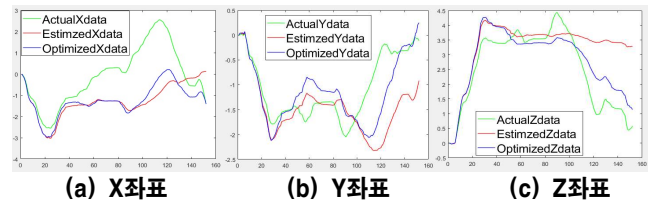
<그림 3> 파라미터 구간별 어려움

위 <그림 3>에서 가장 오차가 적은 부분들만 선택하여 최소 오차의 범위가 변하는 부분을 기준으로 구간을 설정했다. 총 7개의 구간을 선정하여 파라미터가 동적으로 변화할 수 있는 범위를 지정했다. 각 구간에 들어가는 파라미터는 <표 3>와 같다.

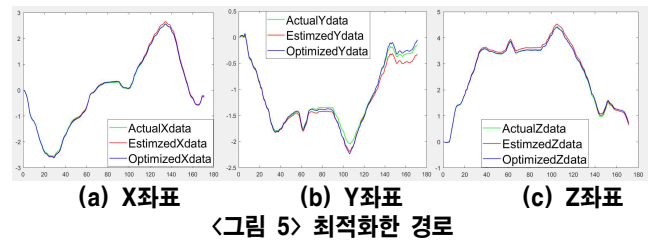
구간 번호	1	2	3	4	5	6	7
Scale Factor	1.26	1.38	1.38	1.38	1.26	1.62	1.32

num Levels	6	6	7	6	6	5	6
num Points	640	680	720	680	640	880	680

<표 3> 최소 오차 구간별 파라미터



<그림 4> 기존 ORB-SLAM 경로



<그림 5> 최적화된 경로

<그림 4>, <그림 5>의 결과처럼 최적화된 경로(optimized trajectory)가 기존의 orb-slam의 오차보다 더 좋은 성능을 보여줬다. 기존의 orb-slam의 RMSE는 0.17898, 최적화된 RMSE는 0.06413의 결과로 약 2.8배 오차가 적은 성능을 보여줬다.

3. 결 론

본 연구에서 ORB-SLAM에서 사용하는 파라미터들을 변경하여 프레임 구간별 실제 경로와 추정 경로의 오차를 측정하고 회전량이 많은 구간과 이동량이 많은 구간에서 오차와의 상관관계를 파악했다. 또한 각 파라미터값에 따른 오차를 비교하여 최소 오차의 범위가 변하는 부분을 기준으로 파라미터를 변경했고, 기존 ORB-SLAM의 결과보다 약 2.8배 좋은 성능을 확인했다. 현재는 ORB-SLAM3의 확장으로 많은 연구에 사용되고 있다. 이 연구를 ORB-SLAM3에도 적용시켜 정확도 판별을 하고 좋은 성능을 보이는 것을 연구할 계획이다.

감사의 글

본 결과물은 환경부 및 한국환경산업기술원의 2022년도 녹색융합 전문인력양성 지원사업을 통해 수행된 연구임.

[참 고 문 헌]

[1] Song, Joeun, and Joongjin Kook. "Visual SLAM Based Spatial Recognition and Visualization Method for Mobile AR Systems." Applied System Innovation 5.1 (2022): 11.

[2] Piao, Jin-Chun, and Shin-Dug Kim. "Adaptive monocular visual-inertial SLAM for real-time augmented reality applications in mobile devices." Sensors 17.11 (2017): 2567.

[3] Servières, Myriam, et al. "Visual and visual-inertial slam: State of the art, classification, and experimental benchmarking." Journal of Sensors 2021 (2021).

[4] Mur-Artal, Raul, Jose Maria Martinez Montiel, and Juan D. Tardos. "ORB-SLAM: a versatile and accurate monocular SLAM system." IEEE transactions on robotics 31.5 (2015): 1147-1163.