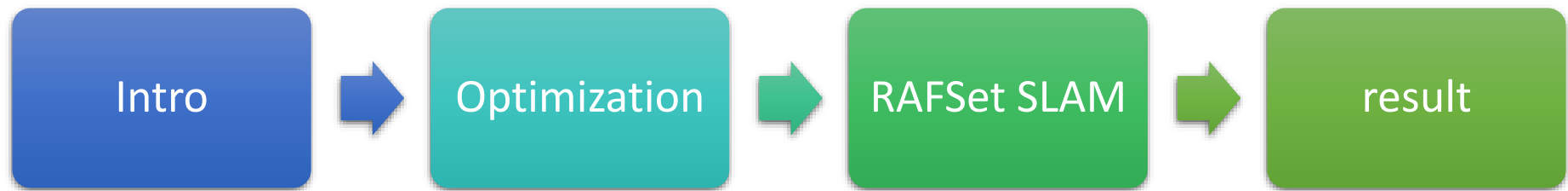


RAFSet SLAM - part 1

전현호

Contents



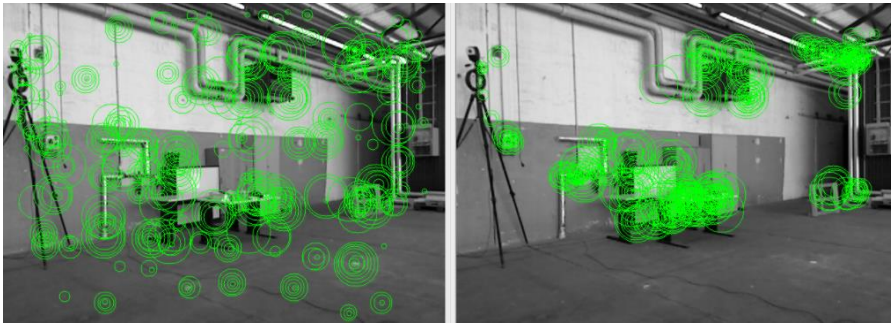
Intro

- 비주얼 슬램 알고리즘의 변화

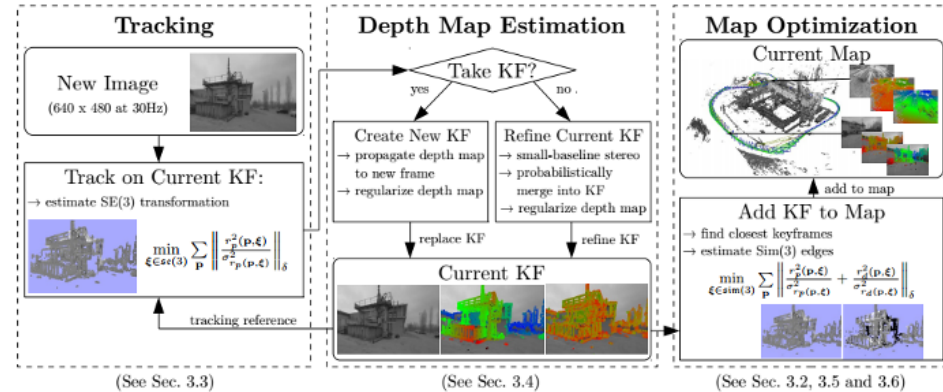
- 초기 슬램들은 필터링 방법들을 통해 모션 추정의 정확도를 높이는 방식으로 구성되었음
- 하지만 이러한 방법으로는 움직이는 객체나 특징이 적은 기타 문제를 해결할 수 없었음
- 이를 해결하기 위해 SFM에서 사용되던 Bundle Adjustment (BA)를 통해 최적화 기법으로 접근하기 시작 – PTAM 계열의 SLAM 방법을 무너트림
- 이후 발표된 논문들을 통해 최적화 기법을 통하는 것이 필터링을 이용하는것보다 성능이 우수하다고 알려지게 됨

Intro

- 비주얼 슬램 알고리즘의 변화



특징 기반 방법



직접법

- 이후 특징을 검출하지 않고 영상 내 그래디언트를 이용한 모션 추정 방법이 제안됨
- 추세 : 직접법과 특징 기반 방법을 융합하여 모션 추정
- RAFSet SLAM : 특징기반 방법에 RAFSet 관리 방법을 접목시켜 모션 추정

Optimization

- 최적화의 가정

- BA는 매치와 초기 추측과 매치가 잘 구성되었다는 가정하에 정확한 로컬리제이션과 기하학적 재구성을 제공하는 것으로 알려져 있다. (DEMO)
- 즉, RAFSet 을 결합하여 더 좋은 초기 추정치를 제공하여 더 나은 최적화 결과를 얻는 것이 목표
- BA에게 필요한 것
 1. 키 프레임에서의 특징점
 2. 많은 수의 키 프레임은 복잡도를 증가시키기 때문에 키 프레임을 선별하여야 함
 3. 비선형 최적화를 위한 키 프레임 포즈 및 포인트 위치의 초기 추정
 4. 최적화에 고려될 영역을 구별하는 방법
 5. 등등

Optimization

- 오픈 소스를 RAFSet에 접목
 - 기존 RAFSet에서 최적화는 후처리로 적용되었음.
 - 최적화 알고리즘이 오픈 되어있는 SLAM코드를 융합하여 최적화를 수행함

RAFSet SLAM

- 특징 검출



- AKAZE : ~100ms
- ORB : ~33ms

- 특징 검출은 특징 기반 슬램이 가지는 장점이자 단점
- 따라서 기존의 RAFSet 방법은 검출이 빠른 FAST 방법을 통해 특징을 검출하고 HOG 기반 기술자를 생성하였음
- 하지만 이는 회전에 취약하다는 단점이 있어 현재 빠른 속도와 회전에 강인함을 가지는 ORB를 특징 검출기로 사용하게 됨 & BRIEF 기술자

RAFSet SLAM

▪ 쓰레드 구성

- 처리 속도의 향상을 위해 처리 과정을 쓰레드로 구성되어 있음
- 쓰레드 분할과 관련 코드 구성은 오픈된 소스를 이용하여 이후 분석이 필요한 상태
- 모션 추정 작업이 수행되기 전, RAFSet 프레임워크를 수행한 후 선별된(에이지가 높은) 특징만을 이용해 트래킹을 수행

RAFSet SLAM

▪ 맵 포인트 및 키 프레임

- 기존 : 매우 쉬운 정책으로 맵 포인트와 키 프레임을 선정
- 모든 특징은 글로벌 좌표 기준으로 저장 (루프 클로징을 위함)
- 모든 키 프레임은 뷰 방향을 가짐 (키 프레임의 카메라 중심과 각각 특징을 이은 벡터들의 평균 벡터)
- 해당 키프레임을 설명하는 대표 기술자 (루프 클로징 서치 속도를 줄이기 위함)
- 모든 특징은 가질 수 있는 거리의 최대 최소 값을 가짐
- 현재 : RAFSet 프레임워크를 통해 선별된 특징만이 맵 포인트로 선정되며 모든 키프레임은 에이지의 평균값을 가지고 있음 (이후 최적화에서 사용, 미구현)

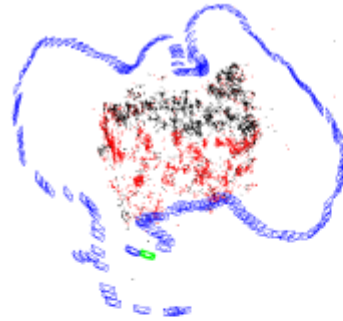
RAFSet SLAM

- Covisibility Graph and Essential Graph (ORB-SLAM)

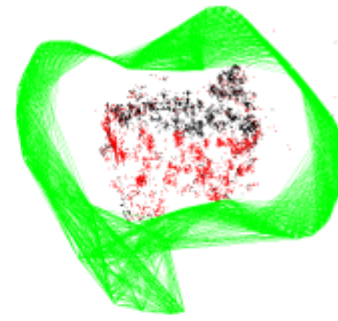
- Covisibility information은 키 프레임 사이의 관계를 나타내는 데이터로 이를 통해 Covisibility Graph가 구성됨 (방향성은 존재하지 않음)
- 각 노드는 키 프레임이며 동일한 맵 포인트를 공유 (15개 이상)할 경우 엣지가 존재함
- 엣지는 공유된 맵 포인트에 따라 다른 값을 가지게 됨
- 현재 : 평균 에이지 상승량이 높을 경우, 엣지의 값을 더 키워줌 (고려해야할 부분)
- 구성된 Covisibility Graph가 spanning tree를 통해 최소한의 엣지만 가지는 새로운 그래프 생성
- 새롭게 생성된 그래프를 포함하여 edge 값이 100이 넘는 것만을 이용하여 Essential Graph 생성

RAFSet SLAM

- Covisibility Graph and Essential Graph (ORB-SLAM)



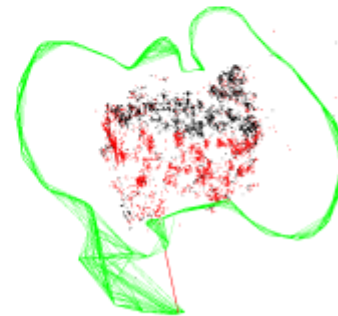
(a) KeyFrames (blue), Current Camera (green), MapPoints (black, red), Current Local MapPoints (red)



(b) Covisibility Graph



(c) Spanning Tree (green) and Loop Closure (red)



(d) Essential Graph

RAFSet SLAM

- 모션 추정 및 최적화
 - 초기 pnp를 통해 모션을 추정함. 이때 inlier가 충분하다면 다음 단계를 수행.
 - pnp로 얻은 모션과 Covisibility Graph를 통해 더 많은 점들을 현재 이미지에 투영 가능함. 이를 통해 더 많은 점들을 투영하여 얻어진 에러와 그래프 구조를 g2o (general graph optimization)에서 입력받아 최종적인 최적화를 수행함.

RAFSet SLAM

- 키 프레임 선정 및 제거

- 마지막 키 프레임 추가 이후 20프레임이 지난 경우, 최근 10프레임에서 엣지 값의 합이 높은 프레임을 키프레임으로 추가
- 현재 프레임이 50개 이상의 특징 추적에 성공한 경우
- 현재 프레임이 레퍼런스 프레임 (현재 프레임과의 엣지 값이 가장 큰 키 프레임)의 90퍼센트 이상의 특징 추적에 성공한 경우
- 추적에 90퍼센트 이상 성공한 다른 키 프레임이 3개 이상 있는 키 프레임이 있을 경우, 넷을 비교하여 가장 많은 수의 엣지를 가지는 키 프레임만 남기고 나머지는 제거함

Result

- KITTI Dataset 31위

20	NOTE	☒		1.17 %	0.0035 [deg/m]	0.45 s
J. Deigmoeller and J. Eggert: Stereo Visual Odometry without Temporal Filtering . German Conference on Pattern Recognition (G						
21	HDF-SLAM			1.18 %	0.0025 [deg/m]	0.12 s
22	S-PTAM	☒	code	1.19 %	0.0025 [deg/m]	0.03 s
T. Pire, T. Fischer, J. Civera, P. Cristoforis and J. Jacobo-Bertles: Stereo parallel tracking and mapping for robot localizati						
23	S-LSD-SLAM	☒	code	1.20 %	0.0033 [deg/m]	0.07 s
J. Engel, J. Stückler and D. Cremers: Large-Scale Direct SLAM with Stereo Cameras . Int. Conf. on Intelligent Robot Systems (I						
24	VoBa	☒		1.22 %	0.0029 [deg/m]	0.1 s
J. Tardif, M. George, M. Laverne, A. Kelly and A. Stentz: A new approach to vision-aided inertial navigation . 2010 IEEE/RSJ Inte						
25	LiviOdo	☒		1.22 %	0.0042 [deg/m]	0.5 s
26	CBSLAM	☒		1.24 %	0.0029 [deg/m]	0.04 s
27	SLUP	☒		1.25 %	0.0041 [deg/m]	0.17 s
28	FRVO	☒		1.26 %	0.0038 [deg/m]	0.03 s
W. Meiqing, L. Siew-Kei and S. Thambipillai: A Framework for Fast and Robust Visual Odometry . IEEE Transaction on Intelligent						
29	FVO			1.29 %	0.0031 [deg/m]	0.2 s
30	MFI	☒		1.30 %	0.0030 [deg/m]	0.1 s
H. Badino, A. Yamamoto and T. Kanade: Visual Odometry by Multi-frame Feature Integration . First International Workshop on C						
31	RAFSet-SLAM	☒☒☒		1.30 %	0.0027 [deg/m]	0.3 s
32	TLBBA	☒		1.36 %	0.0038 [deg/m]	0.1 s
W. Lu, Z. Xiang and J. Liu: High-performance visual odometry with two-stage local binocular BA and GPU . Intelligent Vehicles 5						
33	2FO-CC	☒	code	1.37 %	0.0035 [deg/m]	0.1 s

Robust Aged Feature Set SLAM [st][la] [RAFSet-SLAM]

Submitted on 26 Jun. 2017 08:54 by
[Hyunho Jeon](#) (chungnam national univ. - image system lab.)

Running time: 0.3 s

Environment: 2 cores @ 2.5 Ghz (C/C++)

Method Description:

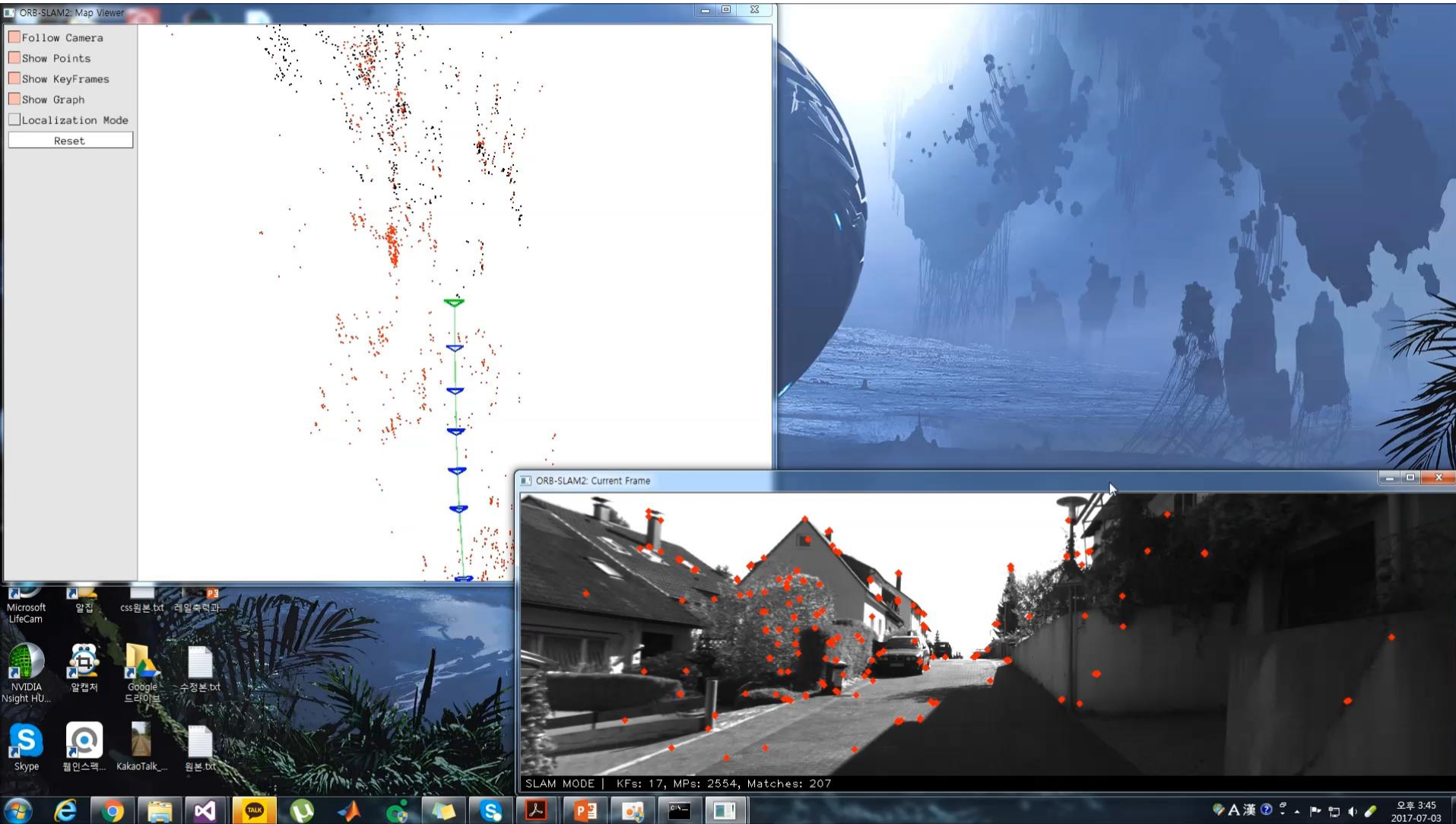
This is an incomplete version of RAFSet SLAM.
 The algorithm is incomplete and performance can be improved by setting the appropriate parameters.

Parameters:

Age
 - init : 200
 - thre : 200

Latex Bibtex:

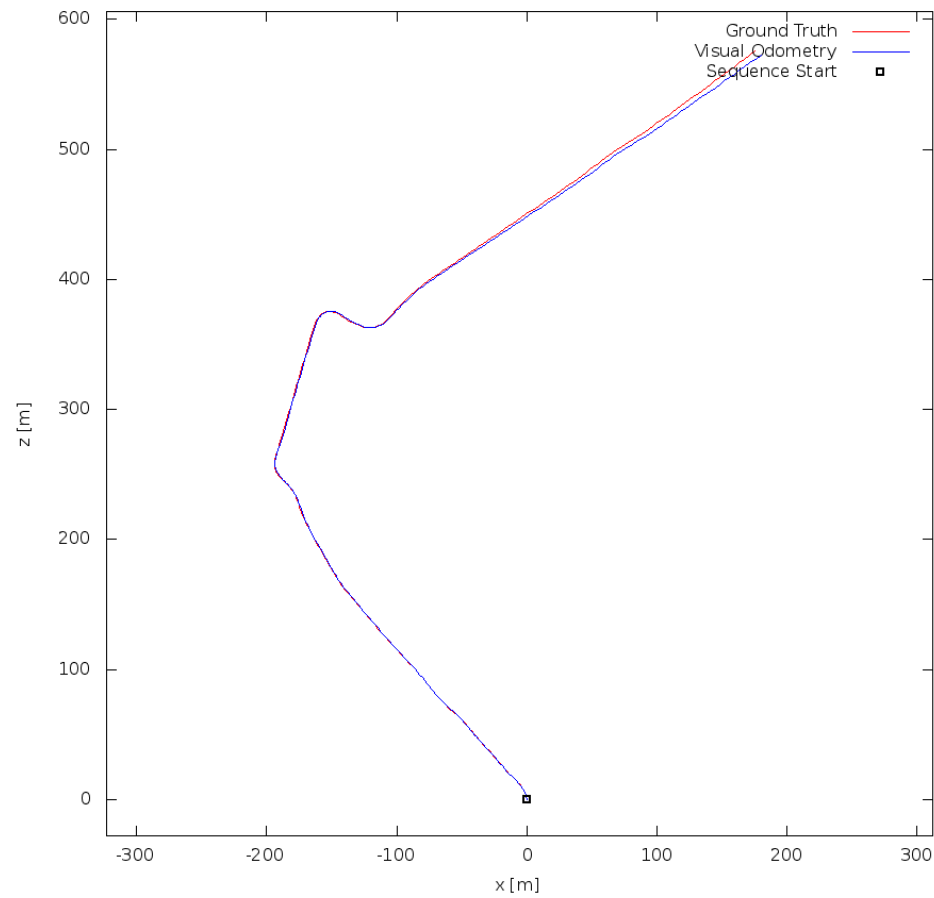
Result



Result

- KITTI Dataset 31위

Sequence 11



Conclusion

- 최적화를 RAFSet 알고리즘에 접목함
- 추가적인 아이디어들을 최적화, 맵 포인트 관리, 키 프레임 선정 등에 적용함
- 추후 루프 클로징을 추가하여 RAFSet SLAM의 골격을 완성시킬 필요가 있음
- 또한 새로운 방법들을 추가하고 유용한 아이디어와 그렇지 않은 것들을 실험을 통해 구별하여 선별할 필요성이 있음

Q & A