

저사양 환경을 위한 ROI-ORB 특징점 추출 기법

임은지¹, 판주지에¹, 김재수^{1*}

경북대학교^{1*}

eunzi@knu.ac.kr, fzj@office.knu.ac.kr, *kjs@knu.ac.kr

ROI-ORB: Lightweight Feature Extraction for Low-Power Systems

Lim Eun Ji¹, Fan Zu Jie¹, Kim Jae Soo^{1*}

Kyungpook National Univ^{1*}.

요약

본 연구는 저사양 임베디드 환경에서 실시간 처리가 가능한 경량화 영상 특징점 추출 기법을 제안한다. 기존 LSD와 SuperPoint 알고리즘은 높은 정확도를 제공하지만, 연산량과 전력 소모가 커 Jetson Nano와 같은 저전력 플랫폼에서 실시간 운용이 어렵다. 이에 본 연구는 저 사양 환경에서 영상의 구조 정보를 활용하여 선 기반 관심 영역(ROI: Region Of Interest)에 ORB(Oriented FAST and rotated BRIEF) 기법을 적용하여 연산의 효율성과 정합 안정성을 동시에 확보하는 ROI-ORB 특징점 추출 기법을 제안한다. 제안 기법은 Canny 엣지 검출과 허프 변환으로 선분을 추출하고, 해당 영역을 관심영역(ROI)으로 설정하여 ORB 특징점을 선택적으로 검출한다. 이를 통해 불필요한 연산을 줄이면서도 구조적으로 의미 있는 영역에서의 유효 매칭 수와 정합 신뢰도를 향상시켰다. KITTI Stereo Dataset을 이용한 실험 결과, ROI-ORB는 기존 ORB 대비 처리 속도와 메모리 효율이 개선되었고, 매칭 품질과 정합 안정성이 동시에 향상되었다. 따라서 제안 기법은 저전력·저사양 플랫폼에서 실시간 비전 인식 성능을 확보할 수 있는 효율적이고 실용적인 접근법으로 평가된다.

I. 서론

최근 자율주행 로봇, 드론, 실내 물류 시스템 등 저전력 임베디드 플랫폼에서 실시간 영상 인식의 수요가 급격히 증가하고 있다. 그러나 대부분의 V-SLAM(Visual Simultaneous Localization and Mapping) 시스템은 고성능 연산 자원을 전제로 설계되어, Jetson Nano와 같은 저사양 환경에서는 실시간 운용이 어렵다. [1], [2] 이에 따라 기존 연구들은 연산량을 단순 축소하거나, FPGA·MCU 기반의 하드웨어 가속 [3] 또는 딥러닝 기반 특징점 추출 모델을 양자화·경량화 [4] 하는 방식으로 대응해왔다.

그러나 연산 축소는 특징점의 정확도와 반복성을 저하시키고, 하드웨어 가속은 비용·보급성 한계를 지니며, 딥러닝 경량화는 여전히 메모리·전력 소비 문제를 남긴다. 이러한 제약 속에서 저사양 환경에서도 안정적이고 실시간으로 동작할 수 있는 소프트웨어 중심의 경량화 접근이 요구된다.

본 연구는 영상 내 구조 정보를 활용한 선 기반 ROI 전처리(ROI-ORB) 접근을 통해, 저전력 환경에서도 연산 효율성과 정합 안정성을 동시에 확보하는 경량화 시각 인식 기법을 제안한다. [5]

II. 본론

제안 기법은 영상 내 구조 정보를 활용하여 저전력 환경에서도 실시간 시각 인식이 가능하도록 설계되었다. 입력 영상에서 먼저 Canny 엣지 검출과 허프 변환(HoughLinesP)을 수행하여 주요 선형 구조를 탐지하고, 검출된 선분의 끝점과 주변 영역을 관심영역(ROI)으로 설정한다. 이후 ROI 내에서만 ORB 알고리즘 [6] 을 적용하여 특징점을 추출하고, 비최대 억제(non-max suppression)와 격자 기반 분포 제어(grid control)를 통해 중복 검출을 방지하였다. 이러한 전처리 과정은 전체 영상 대비 약 40 % 수준의 연산만으로 구조적으로 유의미한 특징점을 확보하게 하며, 저전력 플랫폼에서도 안정적인 실시간 처리가 가능하다.

ROI 기반 전처리 단계는 단순한 영역 제한이 아니라, 영상의 기하학적

구조를 반영한 특징점 선택 전략으로 이해할 수 있다. 일반적인 전역 ORB 추출 방식은 균일 분포를 유지하더라도 의미 없는 평탄 영역에서 불필요한 특징점을 생성하는 문제가 있다. 반면 제안된 ROI-ORB 접근법은 선형 엣지 정보를 통해 물체 경계와 형태, 구조적 윤곽을 보존하는 특징점 집합을 형성함으로써 특징점 정합의 신뢰도를 향상시킨다.

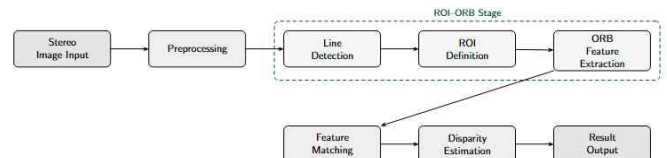


그림 1. 제안 기법(ROI-ORB)의 전체 처리 흐름도

그림 1은 본 연구에서 제안한 ROI-ORB 기법의 데이터 흐름을 시각적으로 나타낸 것이다. 점선으로 표시된 ROI-ORB Stage는 선 기반 구조 인식과 ROI 설정, ORB 특징점 추출이 연속적으로 이루어지는 핵심 구간으로, 프론트엔드의 계산 효율성과 정합 안정성을 동시에 결정한다. 이 모듈에서 생성된 고신뢰 특징점은 이후 StereoBM 기반 시차 계산과 해밍 거리 정합 단계로 전달되어 깊이 추정 및 맵 업데이트의 정확도를 높인다.

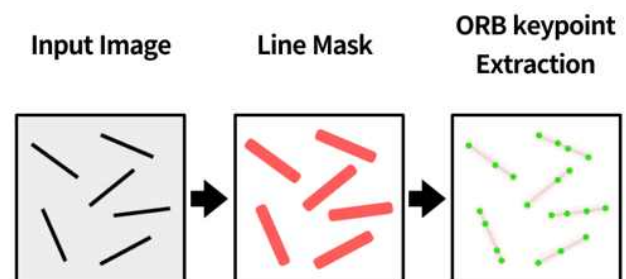


그림 2 ROI-ORB 기반 특징점 추출 과정의 시각적 예시

그림 2는 ROI-ORB 단계의 처리 과정을 시각적으로 보여준다. 입력 영상에서 검출된 선형 영역은 라인 마스크(Line Mask)로 표현되며, 이 영역 내에서만 ORB 특징점이 추출된다. 이를 통해 영상의 구조적 정보가 특징점 검출 과정에 직접 반영되며, 잡음이나 무의미한 배경 영역에서의 불필요한 연산을 효과적으로 억제한다. 이와 같은 ROI-기반 특징점 선별은 결국 정합의 안정성과 지도 생성의 정확도를 향상시키는 핵심 요인으로 작용한다.

결과적으로 ROI-ORB는 영상의 구조 정보를 효율적으로 활용하는 경량화 비전 프론트엔드로 기능하며, 저전력 환경에서도 실시간 시각 인식이 가능함을 확인하였다.

III. 성능 평가

본 연구의 제안 기법인 ROI-ORB의 성능은 NVIDIA Jetson Nano와 동일한 사양의 저사양 환경(Windows 기반, 단일 CPU 스레드 조건)에서 검증하였다. 구현은 OpenCV 4.5.5 라이브러리를 기반으로 이루어졌으며, 평가에는 공인 데이터셋인 KITTI Stereo 2015 [8]가 사용되었다. 비교 대상은 기존 ORB(전역 추출) [6], LSD(line segment detector) [7], 그리고 제안된 ROI-ORB의 세 가지로 설정하였다. 모든 실험은 동일 해상도(1280×720)에서 수행되었으며, 처리 속도(FPS), 정합률(Matching Accuracy), 평균 키포인트 수, 메모리 사용량을 주요 평가 지표로 삼았다.

표 1. 기존 기법과 제안 기법(ROI-ORB)의 성능 비교 결과

기법	평균 키포인트 수	정합률(%)	처리 속도(FPS)	메모리 사용량(MB)
ORB (전역)	1,220	82.3	14.8	310
LSD	980	79.1	10.6	295
ROI-ORB (제안)	730	87.5	22.4	248

표 1의 결과에서 볼 수 있듯, 제안된 ROI-ORB는 기존 ORB 대비 전체 키포인트 수를 약 40 % 감소시키면서도 정합률을 5 % 이상 향상시켰다. 이는 ROI 기반 선별로 불필요한 평탄 영역의 특징점을 제거함으로써 매칭 안정성을 높였기 때문이다. 또한 전체 처리 속도는 22.4 FPS로, LSD 대비 2.1 배, ORB 대비 1.5 배 빠른 성능을 보였다.



그림 3. ORB, LSD, ROI-ORB 기법의 특징점 정합 결과 비교 (KITTI Stereo 2015 Dataset)

그림 3은 동일한 스테레오 영상에 대해 ORB, LSD, ROI-ORB를 각각 적용했을 때의 특징점 정합 결과를 시각적으로 비교한 것이다. 빨간 원으로 표시된 영역은 신호등과 같은 세부 구조물이 존재하는 구간으로, 정합 정확도의 차이가 뚜렷하게 나타나는 부분이다. 기존 ORB는 영상 전역에서 키포인트가 과도하게 분포하며, 평탄한 배경 영역에서도 불필요한 대응점

이 다수 생성된다. LSD는 선분 중심의 정합을 수행하지만 구조적 일관성이 부족하고, 정합선의 밀도 또한 불균등하다. 반면 제안한 ROI-ORB는 선형 구조를 중심으로 특징점을 추출하여 물체 경계와 세부 윤곽 부근에 정합선이 집중되며, 불필요한 대응점이 현저히 줄어든다. 특히 원으로 표시된 영역에서 ROI-ORB는 신호등 기둥과 차선 등 구조적 패턴을 안정적으로 추적함으로써 정합 신뢰도와 공간적 일관성이 크게 향상됨을 확인할 수 있다. 이러한 결과는 제안 기법이 구조적으로 의미 있는 영역에 집중하는 정합 특성을 가지며, 기존 기법 대비 실질적인 시각 인식 안정성을 확보했음을 보여준다.

또한 Jetson Nano 환경에서 GPU 가속 없이도 20 FPS 이상의 실시간 처리 성능을 유지하였으며, 메모리 사용량도 약 20 % 감소하였다. 이는 제안된 ROI-ORB가 하드웨어 의존 없이 소프트웨어 수준의 경량화와 효율성을 달성했음을 의미한다.

IV. 결론

결론적으로 ROI-ORB는 영상의 구조적 정보를 활용하여 연산 효율과 정합 안정성을 동시에 확보한 경량 프론트엔드로, 저전력 임베디드 환경에서도 실시간 시각 인식이 가능함을 입증하였다.

향후 연구에서는 ROI 영역을 장면의 변화나 조명 상태에 따라 자동 조정하는 적응형 ROI 모델과 딥러닝 기반 특징점 검출기와의 하이브리드 통합 구조를 개발하여 성능과 일반화 능력을 더욱 향상시킬 예정이다.

ACKNOWLEDGMENT

“본 연구는 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 SW중심대학사업의 연구결과로 수행되었음”

참 고 문 헌

- [1] R. Mur-Artal and J. D. Tardós, “ORB-SLAM2: An open-source SLAM system for monocular, stereo, and RGB-D cameras,” *IEEE Trans. Robot.*, vol. 33, no. 5, pp. 1255 - 1262, 2017.
- [2] J. Engel, T. Schöps, and D. Cremers, “LSD-SLAM: Large-scale direct monocular SLAM,” *Proc. Eur. Conf. on Computer Vision (ECCV)*, pp. 834 - 849, 2014.
- [3] J. Zhu, Z. Chen, and Y. Liu, “FPGA-based acceleration of ORB feature extraction for real-time SLAM,” *IEEE Access*, vol. 9, pp. 132456 - 132465, 2021.
- [4] K. T. Kim and Y. Park, “LightFeat: Quantized lightweight deep feature extraction for embedded vision,” *Sensors*, vol. 22, no. 14, pp. 5320 - 5333, 2022.
- [5] E. J. Lim and J. S. Kim, “Lightweight line-based feature extraction for low-power visual SLAM on embedded systems,” *KSCI Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 45 - 48, 2025.
- [6] E. Rublee, V. Rabaud, K. Konolige, and G. Bradski, “ORB: An efficient alternative to SIFT or SURF,” *Proc. IEEE Int. Conf. on Computer Vision (ICCV)*, pp. 2564 - 2571, 2011.
- [7] R. G. von Gioi, J. Jakubowicz, J. M. Morel, and G. Randall, “LSD: A fast line segment detector with a false detection control,” *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 32, no. 4, pp. 722 - 732, 2010.
- [8] A. Geiger, P. Lenz, and R. Urtasun, “Are we ready for autonomous driving? The KITTI vision benchmark suite,” *Proc. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp. 3354 - 3361, 2012.