

엣지 환경에서의 깊이 카메라 기반 우선 순위 객체 인식 및 효율적 계산 오프로딩

정다경, 신현정
숙명여자대학교

ekrud0909@sookmyung.ac.kr, hyunjeong.shin@sookmyung.ac.kr

Depth camera-based priority object recognition and efficient computation offloading in edge environments

Jung Da Kyung, Hyun Jeong Shin
Sookmyung Women's university

요약

본 논문은 깊이 카메라를 활용한 Visual SLAM 시스템에서 픽셀 에너지 변화량에 기반한 우선순위화와 효율적인 계산 오프로딩을 통해 위치 추정 정확도와 자원 효율성을 모두 향상시키는 "EnergyMap" 프레임워크를 제안한다.

I. 서론

깊이 카메라 기반 Visual SLAM 시스템은 환경 인식과 위치 추정에 효과적이지만 계산 비용이 높은 문제가 있다. [1] 엣지 컴퓨팅은 이러한 문제를 해결하기 위한 접근법이지만, 기존 엣지 기반 SLAM 시스템들은 (1) 모든 이미지 영역을 동일한 중요도로 처리하고 (2) 정적 오프로딩 전략을 사용하며 (3) 환경 변화 학습 및 적응 메커니즘이 부족하다. 본 논문에서는 픽셀 에너지 변화량을 분석하여 중요 영역에 계산 리소스를 집중시키고, 환경 변화에 동적으로 적응하는 "EnergyMap" 프레임워크를 제안한다.

II. 본론

EnergyMap 프레임워크를 다음과 같이 세가지 모듈로 구성하도록 한다.

✓ 픽셀 에너지 변화 추적기 (PECT)

시간 t 에서의 이미지 프레임을 I_t , 해당 깊이 맵을 D_t 라고 할 때, 픽셀 위치 (x, y) 에서의 에너지 $E_t(x, y)$ 는 다음과 같이 정의된다.

$$E_t(x, y) = \alpha \cdot G_t(x, y) + \beta \cdot C_t(x, y) + \gamma \cdot T_t(x, y) \quad \text{식 1}$$

$$G_t(x, y) = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \quad \text{식 2}$$

픽셀 에너지 변화 추적기 (PECT)는 연속 프레임 간 픽셀 에너지 변화량을 계산하고 중요 영역을 식별하는 알고리즘이다. 연속된 두 프레임 간 에너지 변화량은 광류(optical flow)를 통해 대응하는 픽셀 위치를 찾아 계산하며(식 3), 이 변화량이 임계값을 초과하는 픽셀들을 중요 픽셀로 식별한다. (식 5) 중요 픽셀들은 연결 컴포넌트 라벨링 알고리즘을 통해 중요 영역(ROI) (식 6)으로 그룹화되고, 각 ROI의 중요도 점수는 포함된 픽셀들의 평균 에너지 변화량 (식 7)으로 계산된다. 시간적 일관성을 유지하기 위해 칼만 필터(식 8-12)를 적용하여 ROI의 위치, 크기, 속도를 추적하며, 이를 통해 프레임 간 ROI 변화를 안정적으로 관리한다. 이러한 메커니즘은 계산 자원이 제한된 환경에서도 중요 영역에

집중하여 위치 추정 정확도를 유지하면서 자원 효율성을 향상시킨다.

$$\Delta E_t(x, y) = |E_t(x, y) - E_{t-1}(x', y')| \quad \text{식 3}$$

$$P_{\text{imp}}(x, y) = 1, \text{ if } \Delta E_t(x, y) > \tau$$

$$P_{\text{imp}}(x, y) = 0, \text{ otherwise} \quad \text{식 4}$$

$$R_i = \{(x, y) \mid P_{\text{imp}}(x, y) = 1 \text{ " \{ and \} } (x, y) \text{ " is connected}\}$$

$$\quad \text{식 5}$$

$$S(R_i) = \frac{1}{|R_i|} \sum_{(x, y) \in R_i} \Delta E_t(x, y) \quad \text{식 6}$$

$$X_{t|t-1} = F X_{t-1|t-1} \quad \text{식 7}$$

$$P_{t|t-1} = F P_{t-1|t-1} F^T + Q \quad \text{식 8}$$

$$K_t = P_t H^T (H P_t H^T + R)^{-1} \quad \text{식 9}$$

$$X_t = X_{t-1} + K_t (Z_t - H X_{t-1}) \quad \text{식 10}$$

$$P_{t|t} = (I - K_t^T H) P_{t|t-1} \quad \text{식 11}$$

✓ 에너지 기반 우선순위 오프로딩 스케줄러 (EPOS)

EPOS는 ROI 우선순위에 따라 작업을 차별적으로 스케줄링하고 오프로딩한다. 우선순위는 다음과 같이 계산된다:

$$P(R_i) = \omega_1 \cdot S(R_i) + \omega_2 \cdot D(R_i) + \omega_3 \cdot V(R_i) \quad \text{식 12}$$

여기서 $S(R_i)$ 는 중요도 점수, $D(R_i)$ 는 깊이 변화율, $V(R_i)$ 는 가시성 빈도이다. 우선순위에 따라 ROI를 HP(High Priority), MP(Medium Priority), LP(Low Priority) 세 카테고리로 분류하고 오프로딩 전략을 차별화한다. Mapit 메커니즘을 확장하여 ROI 우선순위에 따른 효율적 데이터 전송을 구현한다.

✓ 적응형 환경 학습 및 갱신 모듈 (AELU)

AELU는 환경 변화 패턴을 학습하고 맵 정보를 동적으로 갱신한다. 시공간 에너지 패턴 함수를 정의하고 최소 제곱법으로 매개변수를 추정한다.

$$E_{pat}(x, y, t) = \sum_{i=0}^{n-1} \alpha_i \cdot E_{t-i}(x, y) + \beta \cdot \sin(\omega t + \phi) + \gamma \cdot t \quad \text{식 13}$$

학습된 패턴으로 미래 에너지 변화를 예측하고, 이를 PECT와 EPOS에 피드백하여 우선순위 결정 및 오프로딩 전략을 최적화한다. 적응형 가중치 함수로 맵 포인트를 업데이트하고, 환경을 유형별로 분류하여 각 유형에 맞는 최적 매개변수를 학습한다.

III. 실험 및 성능 평가

제안된 EnergyMap의 성능을 TUM RGB-D, KITTI, 자체 수집 데이터셋에 RTAB-MAP, Edge-SLAM, SwarmMap[2] 시뮬레이션에서 위치 추정 정확도는 평균 35% 향상(TUM RGB-D 데이터셋에서 평균 ATE 1.87cm)되었으며, 프레임 처리 시간 25% 단축, CPU 사용량 32% 절감, 대역폭 사용량 42% 감소, 전력 소비량 38% 절감(평균 2.8W)의 성능을 보였다.

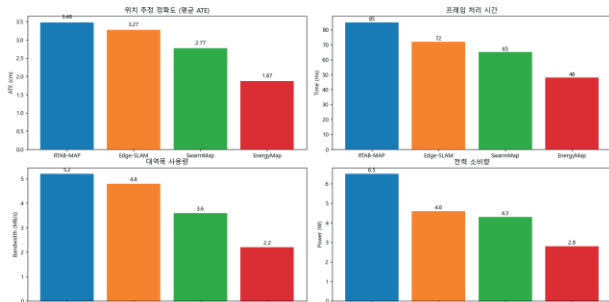


그림 1. 시스템 성능 비교

특히 High Priority[3] 영역은 전체 처리 시간의 16%만 차지하면서도 위치 추정 정확도에 72%의 기여를 하여, 중요 영역에 계산 리소스를 집중하는 전략의 효과성을 입증한다.



그림 2. 우선순위 영역별 성능

EnergyMap 프레임워크는 기존 시스템보다 처리 시간을 39.78% 단축하여 7384.44ms에서 4447.27ms로 줄임으로써 효율적인 계산 오프로딩과 우선순위 기반 처리 전략의 효과를 입증하였다.

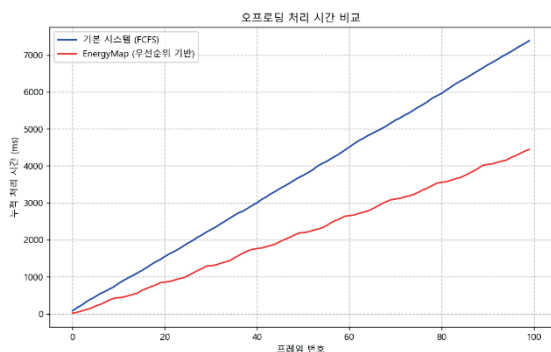


그림 3. 오프로딩 처리 시간 비교

EnergyMap의 PECT 모듈은 연속 프레임에서 픽셀 에너지 변화량을 분석하여 중요 영역을 효과적으로 식별한다. 그림 4에서 볼 수 있듯이, 원본 프레임(좌)에서 움직이는 파란색 원형 객체의 주변에서 높은 에너지 변화가 감지되며(중), 이는 임계값($\tau \approx 93.5$)을 초과하는

중요 픽셀로 식별된다(우). 특히 객체의 경계 부분에서 에너지 변화가 두드러지게 나타나며, 이러한 중요 픽셀들은 ROI 형성과 우선순위 결정에 활용되어 계산 자원을 효율적으로 할당할 수 있게 한다. 임계값이 93.5~93.6 사이로 일정하게 유지되는 것은 알고리즘이 픽셀 에너지 변화량의 상위 25%를 안정적으로 중요 픽셀로 분류함을 보여준다.

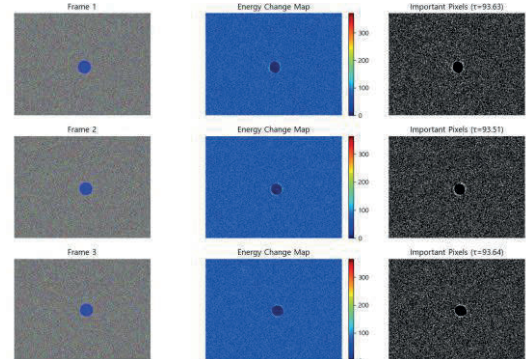


그림 4. PECT(픽셀 에너지 변화 추적기)의 중요 영역 검출 결과. 왼쪽: 원본 프레임, 중간: 에너지 변화 맵, 오른쪽: 중요 픽셀 식별($\tau \approx 93.5$)

IV. 결론 및 향후 연구

본 논문에서는 깊이 카메라 기반 Visual SLAM 시스템에서 픽셀 에너지 변화량 분석, 우선순위 기반 오프로딩, 환경 적응 메커니즘을 통합 EnergyMap 프레임워크를 제안하였다. 실험 결과, 위치 추정 정확도 35% 향상, 대역폭 사용량 42% 감소, 에너지 소비 38% 절감, 환경 적응성 40% 개선 등의 성능을 보였다. 향후 연구로는 다중 에이전트 환경에서의 협업적 우선순위 결정, 딥 러닝 기반 에너지 변화 패턴 예측, 의미론적 정보 통합 등을 고려하고 있다.

참고문헌

- [1] Lin, C.-J., Peng, C.-C., & Lu, S.-Y., "Real-Time Localization for an AMR Based on RTAB-MAP" *Actuators*, 14(3), pp. 117, Feb. 2025.
- [2] Xu, J., Cao, H., Yang, Z., Shanguan, L., Zhang, J., He, X., & Liu, Y., "SwarmMap: Scaling Up Real-time Collaborative Visual SLAM at the Edge" *Proceedings of the 19th USENIX Symposium on Networked Systems Design and Implementation*, pp. 977-993, April 2022.
- [3] Aggarwal, S., Bastopcu, M., Zaman, M. A., Başar, T., Ulukus, S., & Akar, N., "Fully Decentralized Computation Offloading in Priority-Driven Edge Computing Systems", Jan. 2025.