

# RANSAC기반의 다중 평면 방식을 이용한 모바일 AR기반 장애물 감지 시스템

박정우<sup>○</sup>, 양홍주\*, 문성혁\*, 이나라힘\*, 김종현\*

<sup>○</sup>강남대학교 소프트웨어응용학부,

\*강남대학교 소프트웨어응용학부

e-mail: jonghyunkim@kangnam.ac.kr

## Mobile AR-based Obstacle Detection System using RANSAC-based Multi-Planar Method

Jungwoo Park<sup>○</sup>, Hong Ju Yang\*, Seong Hyeok Moon\*, Narahim Lee\*, Jong-Hyun Kim\*

<sup>○</sup>School of Software Application, Kangnam University,

\*School of Software Application, Kangnam University

### ● 요약 ●

본 논문에서는 모바일 디바이스의 카메라로부터 얻은 RGB이미지를 분석하여 장애물을 안정적으로 탐지할 수 있는 프레임워크를 제안한다. 본 논문에서는 장애물을 안정적으로 찾기 위해 RANSAC(Random Sample Consensus)기반의 다중 평면 방식을 이용한 위험감지 시스템을 제안한다. 우리의 접근 방식은 RGB영상으로부터 특징점(Feature point)을 추출하고, 특징점을 분석(Feature point analysis)하여 영상내의 평면을 감지한다. 복잡한 지형으로 인해 생성되는 다수의 평면을 RANSAC을 통해 단일 평면으로 정규화하고, 이로부터 특징점을 분류하기 위한 기준점을 계산한다. 모바일 디바이스의 위치와 회전 제약 없이 효과적으로 기준평면(Reference plane)을 탐색할 수 있고, 영상 내 특징점을 실시간으로 계산한다. 다양한 실험을 통해 기준평면과 장애물과의 거리를 파악하여 장애물을 효과적으로 분류하는 결과를 얻었다. 우리의 기법은 실제세계에서의 위험요소를 감지하고 모바일 디바이스 사용자의 안전성 확보에 활용할 수 있을 거라 기대한다.

**키워드:** HCI(Human-computer interaction), 모바일AR(Mobile augmented reality), 사용자 안전성(User safety), 장애물 감지(Obstacle detection)

## I. Introduction

VR/AR 시장은 계속해서 성장세를 보이고 있고, 그에 따른 콘텐츠의 수용과 공급 또한 기하급수적으로 증가하고 있다. 그 중에 모바일 AR 앱 시장이 규모가 가장 크며 공간의 제약을 받지 않고 어디서나 사용 가능한 장점 덕분에 전망 또한 가장 긍정적으로 평가 받고 있다. 시장의 성장에 따라 다양한 AR 콘텐츠들이 증가하고 있고 공간의 제약이 없는 모바일 특성이 AR 앱 시장 발전에 큰 영향을 미치고 있지만, 콘텐츠 소비자들은 다양한 위험에 노출될 수 있고 위험성 또한 강조되고 있다[1,2].

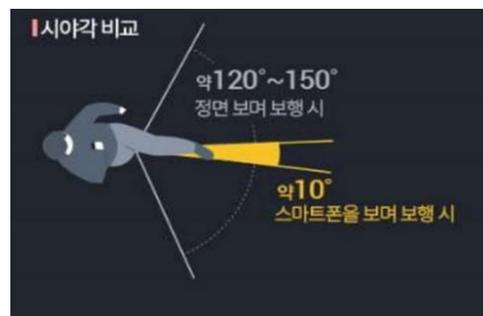


Fig. 1. Comparison of mobile phone viewing angles while walking.

모바일 디바이스 이용시 시야 각 축소와 AR 콘텐츠의 몰입도가 더해지고 주변의 환경의 변화에 취약하고, 현재 출시된 AR 콘텐츠들은

사용자에게 시각적인 요소만 제공하여 사용자의 안전성은 보장받지 못하는 상황이다[3](Fig. 1 참조). 본 논문에서는 모바일 AR환경에서 사용자의 안전성 개선을 위한 위험 감지 시스템을 제안한다. 일반적으로 모바일 디바이스의 RGB영상 이미지를 분석하여 실제세계에 존재하는 물체를 감지하고, 장애물을 판단하기 위해서는 SLAM(Simultaneous Localization and Mapping)기반 공간지도 탐색과 이미지 분석이 요구된다[4](Fig. 2 참조).

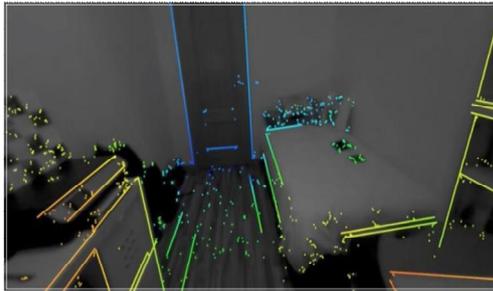


Fig. 2. SLAM-based image analysis[x]

모바일 디바이스에서 SLAM 기반 공간지도 탐색을 위해 두 가지 핵심 기술이 사용된다 : VIO(Visual inertial odometry)와 이미지 특징 분석. VIO를 통해 공간지도를 탐색하여 현실세계에서의 디바이스 포즈(위치와 회전)를 결정하고, 영상 분석을 이용하여 포즈에 따른 이미지 특징점 분석을 통하여 물체를 인지한다. 결과적으로 지면과 특징점을 이용하여 실제세계의 물체를 감지하고 탐색 할 수 있다.

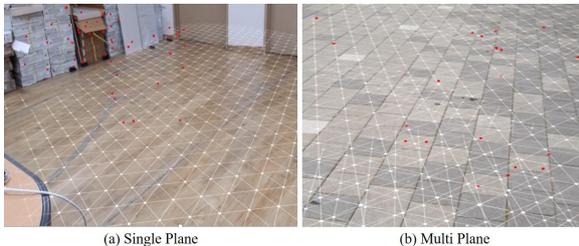


Fig. 3. Comparison of single plane and multiplane.

Fig. 3a에서 보듯이 탐색 환경이 단일 평면일 경우 지면과 특징점과의 거리를 통해서 장애물을 판단할 수 있지만, Fig. 3b와 같이 영상에서 다수의 지면이 탐색 된다면 장애물 탐지 정확도가 매우 떨어진다. 이러한 문제를 해결하기 위해서 본 논문에서는 다중평면을 하나의 기준 평면으로 근사하여 장애물 탐지 정확도를 개선한다. 제안하는 기법을 구현하기 위해서는 입력되는 다중 평면으로부터의 다음과 같은 하위 문제를 풀어야 한다:

1. 평면 수집 : 현재 영상으로부터 특징점 기반 평면을 생성하고 ROI(Region of interest) 범위 내의 평면을 기준평면 데이터로 활용하는 방법
2. 다중 평면 단일화를 위한 노이즈 제거 : RANSAC 알고리즘을 이용하여 수집된 평면들에 대한 노이즈를 제거하고, 기준평면을 생성한 뒤 장애물 탐지의 기준점으로 활용

## II. The Proposed Scheme

본 논문에서 컴퓨터 비전에서 노이즈 제거를 위해 사용되는 기법중 하나인 RANSAC[5,6]을 통해 기준평면을 정의했으며, 본 논문에서 제안하는 장애물 탐지에 대한 알고리즘은 아래와 같은 순서로 실행된다 :

- 평면 수집 과정
1. SLAM을 통해 공간지도와 특징점을 탐색
  2. 평면 탐색 거리 설정을 위한 ROI를 설정하고 범위 내 특징점들을 수집
- 평면 가공 과정
1. 수집된 특징점들을 이용하여 평면 메쉬를 생성
  2. 현재 영상으로부터 생성된 평면 메쉬들의 중심 위치를 추출하고, Y축 좌표를 기준으로 RANSAC 알고리즘을 적용
  3. RANSAC을 통해 얻어진 위치를 이용하여 기준평면을 생성

### 1. Collecting planes in ROI

본 논문에서는 모바일 디바이스의 6DOF 카메라 포즈, 이미지 특징 분석을 통하여 공간지도 와 특징점들을 탐색한다. 우리는 GoogleARCore를 활용하였고 테스트 디바이스는 삼성 갤럭시 s8을 사용하였다. 특징점과 이것들을 기반으로 평면을 수집하였으며, 이 두 가지 요소는 가상의 공간지도에서 3차원 좌표계로 나타난다. 특징점의 최대 탐지영역은 7~9m로 실제 사용자에게 불필요한 탐지영역이 포함되므로 ROI 범위 내의 평면과 특징점을 탐색하여 디바이스 성능에 맞게 최적화 시킨다. 탐지 범위는 다음과 같다 (수식 1 참조).

$$ROI_{radius} > \sqrt{(F_x - d_x)^2 + (F_y - d_y)^2 + (F_z - d_z)^2} \quad (1)$$

여기서  $F$ 는 특징점의 좌표,  $d$ 는 모바일 디바이스의 현재 위치 좌표로,  $F$ 와  $d$ 사이의 크기 벡터를 통해 탐지범위를 결정한다. 실제 테스트에서는 'ROI = 3m'로 설정하였다 (Fig. 4 참조). 사용자의 위치를 기준으로 3m이상의 특징점은 탐지하지 않아 프로세싱 효율을 높일 수 있었고, 거리가 먼 지점까지 탐지되어 기준평면을 생성하기 위한 데이터로 이용할 경우에 정확도가 떨어지는 문제점 또한 완화시킬 수 있다.

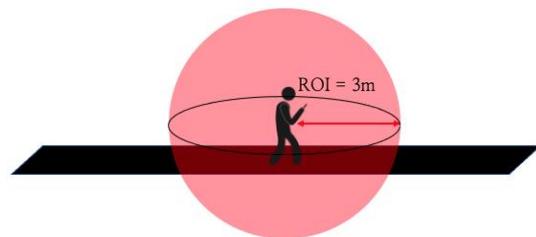


Fig. 4. ROI area determined from the user's location.

## 2. Correcting position of reference plane

ROI 기반으로 얻어진 다수의 평면을 기반으로 하나의 기준평면을 만들기 위해서 RANSAC을 이용한다. 수집된 평면 데이터의 Y축 좌표표를 이용하여 기준평면을 수정하기 위해 본 논문에서는 다음과 같은 2가지 조건을 기반으로 문제를 해결한다 :

1. 초기 영상에서는 지면이 가장 먼저 탐지된다. 너무 복잡한 공간에서 영상이 시작될 경우 너무 복잡한 특징점들이 캡처되어 지면탐지 자체가 되지 않기 때문에 이와 같은 가정을 둔다.
2. 장애물 평면의 개수는 지면의 개수보다 적다. 일반적으로 지면을 이루는 평면 개수보다 장애물의 개수가 많지 않기 때문에 이와 같은 가정을 둔다.

현재 영상에서 탐지되는 평면 중 하나의 위치 샘플 데이터를 추출하여 전체 평면 데이터와 비교를 통해 기준평면을 근사한다. 모바일 디바이스 위치인 기준위치가 결정되면, 그 위치로부터 허용 범위인  $T$  내에 존재하는 샘플 데이터를 검색한다. 여기서,  $T$ 는 사용자가 정의하는 반경이다. 범위 내의  $y_i$ 의 개수를 세며, 이 과정에서  $y_i$ 는 각 평면마다 존재하기 때문에 우리는 범위 내 가장 많은  $y_i$ 값을 갖는 평면을 찾는다. 찾은 평면은 기준지점으로 가장 영향력이 크다고 판단되기 때문에 본 논문에서는 이 평면을 기준평면으로 설정하였다. 이 과정은 Fig. 5에서 자세히 보여준다. 기준위치에서  $T$ 범위 내에 있는 포인트들을 검색하고, 이 범위에 존재하는 값으로부터 기준평면을 결정한다. 디바이스의 위치인 기준지점을 기반으로 범위  $T$ 가 결정되면(Fig 5에서 반투명한 녹색 영역), 그 안에 존재하는 평면들을 탐색하게 된다. 그림에서 보듯이  $T$ 영역 내 반투명한 빨간색이 탐색되어야 할 평면들이며, 이 중에 가장 많은  $y_i$ 을 갖는 평면이 기준 평면이 되는 구조이다.

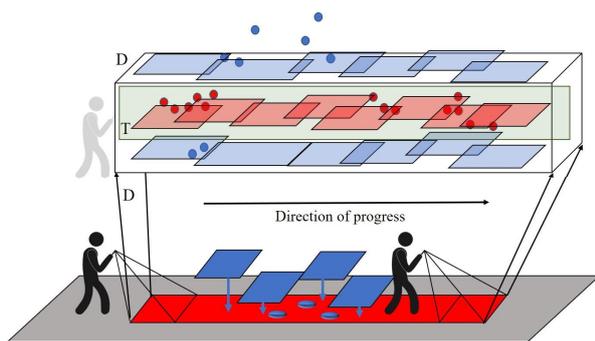


Fig. 5. Navigating reference plane ( $T$  : search range,  $D$  : plane outside the range of  $T$ ).

기준평면이 결정되었다면, 영상 내 특징점과의 거리를 이용하여 장애물과 관련된 특징점들을 분류한다. 향후 이 장애물 특징점을 이용하여 장애물 판단에 활용한다.

## III. Conclusions

본 연구에서는 특징점 셋과 RANSAC을 통해 기준평면을 안정적으로 생성하고, 이로부터 장애물을 탐지할 수 있는 기법을 제안했다. 우리의 기법을 통한 실험 결과에서는 2가지 포인트 형태가 나타나며, 빨간색 지점이 장애물로 선별된 특징점들이다.

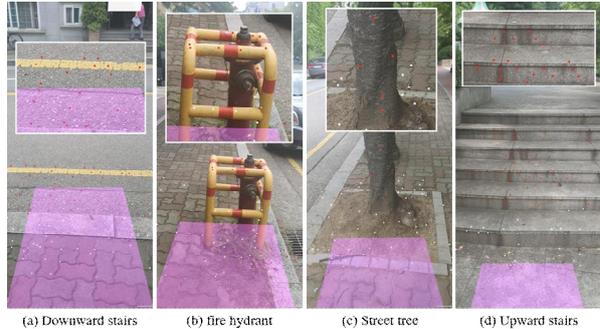


Fig. 6. Outdoor environment test with out method (pink : reference plane).

Fig. 6에서 보듯이 우리의 방법은 실외 환경에서 장애물 탐지를 안정적으로 탐지하였다. 실제 언덕, 계단, 나무 등을 정확하게 탐지해냈다. 하지만, 2장에서 언급했듯이 실내와 같이 복잡한 환경에 대해서는 우리의 방법을 적용하여도 기준평면이 불안정하게 계산되는 문제를 보였다. 일반적으로 AR기반 장애물 탐지는 복잡한 실내보다는 위험 요소가 많은 실외에서 더욱더 필요한 기술이기 때문에 우리의 방법은 실외를 기준으로 모델링했다. 우리의 방법은 장애물 탐지 뿐만 아니라, AR 네비게이션에 충분히 활용될 수 있으며, 노인과 장애인과 같은 일상생활이 불편한 사람들에게 또 하나의 생활 보조 장치가 될 것이라 기대한다. 향후, 본 논문에서 제안하는 기법에 DB를 통합하여 실외실내 장애물 탐지의 정확성을 향상시킬 예정이다.

## REFERENCES

- [1] HyeongYeop Kang, Geonsum Lee and JungHyun Han, "Obstacle Detection and Alert System for Smartphone AR Users", ACM Symposium on Virtual Reality Software and Technology, vol. 25, no.2, pp.1-11, 2019
- [2] HyeongYeop Kang and JungHyun Han, "SafeXR: alerting walking persons to obstacles in mobile XR environments", The Visual Computer, vol. 36, pp. 2065-2077, 2020
- [3] Yoo, T. J. The influencing factors of smartphone addiction of university students. Unpublished master's thesis, Ewha Womans University, Seoul, 2015.
- [4] Latégahn, H., Geiger, A., & Kitt, B., Visual SLAM for autonomous ground vehicles. IEEE International

Conference on Robotics and Automation, pp. 1732-1737, 2011.

- [5] Derpanis, Konstantinos G., Overview of the RANSAC Algorithm., Image Rochester NY 4.1, pp. 2-3, 2010.
- [6] Chum, Ondřej, and Jiří Matas., Optimal randomized RANSAC., IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, pp. 1472-1482, 2008.