

단일카메라를 사용한 특징점 기반 물체 3차원 윤곽선 구성

박 상 현[†] · 이 정 옥^{**} · 백 두 권^{***}

요 약

본 논문에서는 단일 카메라로부터 획득한 영상으로부터 물체의 3차원 윤곽선을 구성하는 방법을 제안한다. MOPS(Multi-Scale Oriented Patches) 알고리즘을 이용하여 물체의 대략적인 윤곽선을 검출하고 윤곽선 위에 분포한 특징점의 공간좌표를 획득한다. 동시에 SIFT(Scale Invariant Feature Transform) 알고리즘을 통하여 물체의 윤곽선 내부에 존재하는 특징점 공간좌표를 획득한다. 이러한 정보를 병합하여 물체의 전체 3차원 윤곽선 정보를 구성한다. 본 논문에서 제안하는 방법은 대략적인 물체의 윤곽선만 구성하기 때문에 빠른 계산이 가능하며 SIFT 특징점을 통해 윤곽선 내부 정보를 보완하기 때문에 물체의 자세한 3차원 정보를 얻을 수 있는 장점이 있다.

키워드 : SIFT, MOPS, 단일 카메라, 3차원 윤곽선

Constructing 3D Outlines of Objects based on Feature Points using Monocular Camera

Sang-Heon Park[†] · Jeong-Oog Lee^{**} · Doo-Kwon Baik^{***}

ABSTRACT

This paper presents a method to extract 3D outlines of objects in an image obtained from a monocular vision. After detecting the general outlines of the object by MOPS(Multi-Scale Oriented Patches) -algorithm and we obtain their spatial coordinates. Simultaneously, it obtains the space-coordinates with feature points to be immanent within the outlines of objects through SIFT(Scale Invariant Feature Transform)-algorithm. It grasps a form of objects to join the space-coordinates of outlines and SIFT feature points. The method which is proposed in this paper, it forms general outlines of objects, so that it enables a rapid calculation, and also it has the advantage capable of collecting a detailed data because it supplies the internal-data of outlines through SIFT feature points.

Keywords : SIFT, MOPS, Monocular Vision, 3D Outlines

1. 서 론

최근 3차원 물체의 인식에 대한 연구가 많이 이루어지고 있다. 3차원 물체 인식은 단지 평면상에 물체를 표현하는 2차원 물체 인식과 달리 컴퓨터 그래픽 등으로 물체의 정확한 크기와 볼륨을 표현할 수 있다. 따라서 예전보다 정확하게 물체의 정보를 전달 할 수 있기 때문에 의학이나 과학적, 군사적 목적으로 다양하게 연구가 진행되고 있다.

지금까지 3차원 물체 인식에 관한 연구는 주로 단일, 스테레오 카메라를 사용하거나 레이저 센서를 병행하여 사용

하는 방법으로 많이 이루어 지고 있다. 스테레오 카메라를 사용하여 거리정보를 계산하는 방법은 기본적으로 왼쪽, 오른쪽 영상의 화소의 위치차이를 이용하는 것이다. 이것에 외부적인 요소인 두 카메라의 사이의 거리, 초점거리(Focal Length)등을 가지고 연산을 하여 거리정보를 추출하게 된다 [1, 2]. 스테레오 카메라를 이용할 때 물체와의 거리 계산이 용이하여 계산량을 단축시키는 효과가 있지만 카메라 사이의 거리가 필요하기 때문에 크기가 커질수 밖에 없다. 또한 무게가 무겁고 가격 또한 고가인 단점이 있어서 하중이 크게 문제되지 않는 지상에서 이동하는 로봇에 주로 사용되고 있다. 레이저 센서의 경우 다른 광원들에 비해 단색성과 직진성이 뛰어나고 밝기 또한 강하여 간섭을 최소화 할 수 있는 장점이 있다[3]. 최근 3차원 레이저 스캐너의 경우 3차원 좌표 위치 데이터뿐 아니라 구조물 표면의 재질까지 표현 가능한 정확도를 보인다. 그러나 무게가 최소 80g정도로 다른 센서에 비해 무거운 편이고, 가격이 고가이기 때문에 특

* 이 논문은 2010년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업(No. 2010-0011851)이며, '2단계 BK21 사업'에 의해 지원 되었음을 밝힙니다.

† 정 회 원 : 고려대학교 컴퓨터·전파통신공학과 석사과정

** 정 회 원 : 건국대학교 항공우주정보시스템공학과 부교수

*** 총신회원 : 고려대학교 컴퓨터·전파통신공학과 교수(교신저자)

논문접수 : 2010년 9월 17일

수정일 : 1차 2010년 10월 29일

심사완료 : 2010년 10월 29일

별한 목적으로 사용되는 로봇 이외에는 잘 사용되지 않는다. 단일 카메라를 사용하여 거리정보를 추출하는 방법은 연속으로 촬영된 영상정보를 정합하여 각 영상에서 서로 일치하는 물체를 찾은 후 사형식을 이용하여 물체의 거리정보를 추출한다. 따라서 다른 센서에 비해 3차원 정보를 처리하는데 어려움이 존재하고 계산량이 많아지는 단점이 있지만 가격이 낮고 무게가 가볍기 때문에 무게를 최소화 해야 하는 MAV(Micro Air Vehicle) 등의 연구에서 많이 사용되고 있다[3-5].

지금까지 단일 카메라를 사용하여 물체를 인식하는 논문들은 대부분 다음과 같은 접근 방법들이 있었다. 첫 번째, 데이터베이스에 존재하는 물체를 비교하여 인식[6]하는 논문이다. 이런 데이터베이스 상에 존재하는 물체를 인식하는 논문의 경우는 물체 식별 및 구별의 용도로 사용되는데 데이터베이스 상에 존재하지 않는 새로운 물체는 인식이 불가능한 단점이 있다. 두 번째, 3차원 점 성분만으로 표현하여 물체의 대체적인 윤곽을 인식[7]하는 논문이 많았다. 이렇게 점 성분으로 표현하여 물체를 인식할 때는 물체의 정확한 모양을 파악할 수 없는 단점이 존재한다. 세 번째, 데이터베이스 상에 존재하지 않는 새로운 물체를 3차원적으로 재구성한 논문[8]이다. 이와 같은 논문의 경우 새로운 물체를 정확하게 인식할 수 있는 반면 계산량이 많은 단점이 있었다.

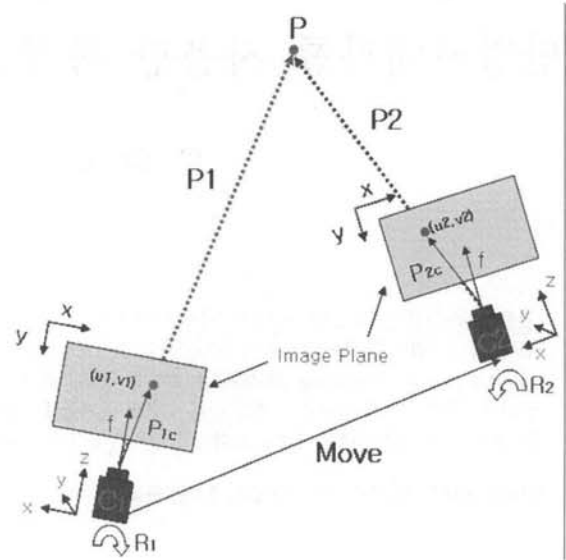
본 논문에서는 위와 같은 논문들의 단점을 보완하면서 빠르고 정확하게 인식 할 수 있는 방법을 제시한다. 우선, 물체의 빠른 인식을 위해 MOPS를 이용하여 영상의 대략적인 윤곽선을 추출하여 물체의 전체 외형을 파악한다. 다음에, 물체 내부의 SIFT 특징점의 거리정보와 윤곽선까지의 거리정보를 비교하여 물체 내부가 열린 공간인지 닫힌 공간인지 파악하여 물체의 3차원 정보를 생성한다. 2장에서는 MOPS와 SIFT 알고리즘을 사용하여 물체의 거리정보를 추출하는 방법에 대하여 간략히 소개하고 3장에서 MOPS와 SIFT를 이용한 3차원 정보 획득 방법에 대하여 설명한다. 실험 및 평가에 대하여 4장에서 소개하고 5장에서 결론과 향후 연구 계획에 대하여 언급한다.

2. 관련연구

본 논문에서 물체의 거리정보를 구하기 위해 사용된 방법을 2.1절에서 소개하고 2.2절에서는 거리정보를 구하기 위해 필요한 매칭점을 추출하기 위해 사용된 SIFT(Scale Invariant Feature Transform)[6]와 MOPS(Multi-Scale Oriented Patches) 알고리즘[9]을 소개한다.

2.1 단일 카메라를 이용한 물체의 거리 정보 추출

본 논문에서 이용하는 단일 카메라를 이용하여 영상 정합을 하기 위해서는 (그림 1)과 같이 같은 지점을 향한 서로 다른 영상의 전역 좌표계를 구성하여야 한다. 이렇게 얻어진 전역 좌표계는 물체와 카메라간의 거리정보를 얻을 수 있다. 우선 2개의 영상에서 같은 지점인 P를 추출하기 위해



(그림 1) 단일카메라 이동에 의한 좌표계 설정

SIFT 매칭으로 특징점 쌍을 추출한다. 이렇게 얻어진 특징점 쌍은 각각 P_n 으로 각 특징점의 거리데이터를 추출하는데 사용된다.

(그림 1)의 P_{1C} , P_{2C} 는 식(1)과 같다.

$$P_{1C} = [x_1, y_1, f]^T, P_{2C} = [x_2, y_2, f]^T \quad (1)$$

P_1, P_2 를 $P_1 = [X_1, Y_1, Z_1]^T, P_2 = [X_2, Y_2, Z_2]^T$ 라고 하면, R은 회전변환행렬이며, 식(2)와 같다.

$$R = R_2 * R_1^T, R^T = R_1 * R_2^T \quad (2)$$

T_C 는 C_2 에서 C_1 로의 벡터이며 $T_C = [T_{Cx}, T_{Cy}, T_{Cz}]^T$ 라고 하면 영상 좌표계를 고려하여 카메라가 이동한 후의 좌표계 C_2 에서의 매칭점 P까지의 좌표를 구할 수 있다.

P_{1C} 는 P_1 벡터를 이용하여 투영 방정식을 통해 식(3)과 같이 구할 수 있다.

$$P_{1C} = \frac{f * P_1}{Z_1} = [x_1, y_1, f]^T \quad (3)$$

$P_2 = R * P_1 + T_C$ 이므로, $P_1 = R^T * (P_2 - T_C)$ 이며, P_1 의 3번째 원소인 Z_1 은 행벡터 R_3 를 이용하여 $Z_1 = R_3 * (P_2 - T_C)$ 로 정리될 수 있다.

정리하면, x_1 은 식(4)와 같이 구할 수 있다.

$$x_1 = \frac{f * R_1 * (P_2 - T_C)}{R_3 * (P_2 - T_C)} \quad (4)$$

또한, 비슷한 방법으로 $P_{2C} = \frac{f * P_2}{Z_2}$ 이므로, $P_2 = \frac{Z_2 * P_{2C}}{f}$ 이다. 따라서, Z_2 를 식 (5)와 같이 구할 수 있다.

$$Z_2 = \frac{f \cdot (x_1 \cdot R_3 - f \cdot R_1) \cdot T_C}{(x_1 \cdot R_3 - f \cdot R_1) \cdot P_{2C}} \quad (5)$$

X_2 와 Y_2 는 투영방정식에 의하여 식(6)과 같이 된다.

$$X_2 = \frac{Z_2 \cdot x_2}{f}, Y_2 = \frac{Z_2 \cdot y_2}{f} \quad (6)$$

따라서 $P_2 = [X_2, Y_2, Z_2]T$ 를 구할 수 있으므로, 카메라에서 현재 입력 받는 영상에서 점 P의 영상 카메라 좌표계에서의 공간좌표를 모두 구할 수 있게 된다.

이와 같이 단일카메라를 이용한 매칭점의 공간 좌표를 구하기 위해선 두 영상에서 공간상 동일 좌표인 P점을 우선 추출하여야 한다. 스테레오 카메라의 경우 쉽게 구할 수 있지만 단일 카메라의 경우 두 영상의 같은 지점이 매칭되는 것을 확인해 줄 알고리즘이 필요로 한다. 본 논문에서는 매칭점 P를 추출하기 매칭 알고리즘인 SIFT와 MOPS를 사용하였다.

2.2 SIFT와 MOPS

SIFT(Scale Invariant Feature Transform)[6]는 영상인식 기술 중 하나로 영상 피라미드를 만들어 특징점을 추출하여 크기 변화에 강하고, 특징점들의 기준 방위를 추출하여 특징벡터를 생성하기 때문에 회전 변화에도 강한 알고리즘이다. 영상에서 극점을 찾아 서술 벡터(SIFT Description Vector)로 서술하게 되는데 이런 화소 혹은 지점을 특징점(Features point) 혹은 키포인트(Keypoint)라고 한다.

특징점 추출 후 두 영상간의 특징점 매칭을 진행한다. 두 영상의 매칭은 (그림 2)와 같이 이루어지고 매칭점은 공간상 같은 지점으로 판단한다.

SIFT의 장점은 빛과 크기 변화에 상관없이 물체를 인식할 수 있고, 인식을 또한 높아서 물체 인식 및 탐지에 많이 사용되고 있다. 그러나 특징점 간의 연결정보가 존재하지 않고, SIFT 특징점은 각 물체의 모서리 부분보다 내부에 주로 위치하기 때문에 물체의 외형의 크기 및 형태를 판단하는 것이 불가능한 단점이 있다. 따라서 물체의 외형 판단을 위해서 물체의 코너(corner)점의 특징점을 추출할 수 있는 MOPS 알고리즘을 사용하였다.

MOPS(Multi-Scale Oriented Patches)[9]는 다수의 이미지들 중에서 동일한 점(points)을 식별하는 시스템 및 프로세스이다. 특징들은 scale space에서 Harris Corner에 위치



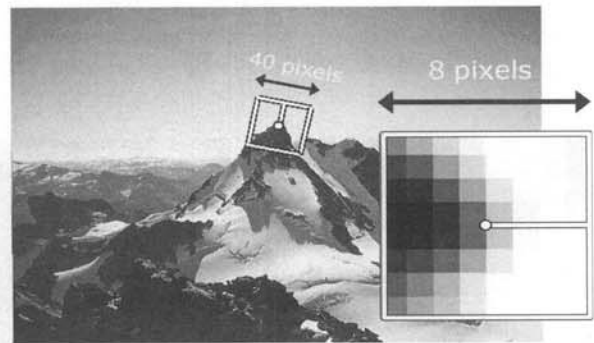
(그림 2) SIFT 특징점 매칭

하며, 특징점(feature points)들은 식 (6)에 의해 계산된 intensity value들의 bias/gain normalization patch이다. 각 서술벡터(descriptor vector)의 요소가 $d_i', i \in \{1 \dots d^2\}$ 일 때, $\mu = \frac{1}{d^2} \sum_{i=1}^{d^2} d_i'$ 이고, $\sigma = \sqrt{\frac{1}{d^2} \sum_{i=1}^{d^2} (d_i' - \mu)^2}$ 이다. 각 서술벡터는 (그림 3)과 같이 표현된다.

$$I' = \frac{(I - \mu)}{\sigma} \quad (7)$$

MOPS를 이용하여 빠르고 정확한 코너점 매칭이 가능해진다. 이렇게 매칭된 특징점은 전역좌표와 카메라좌표 간의 관계에 대한 식 (6)을 이용하여 특징점의 공간좌표를 계산한다.

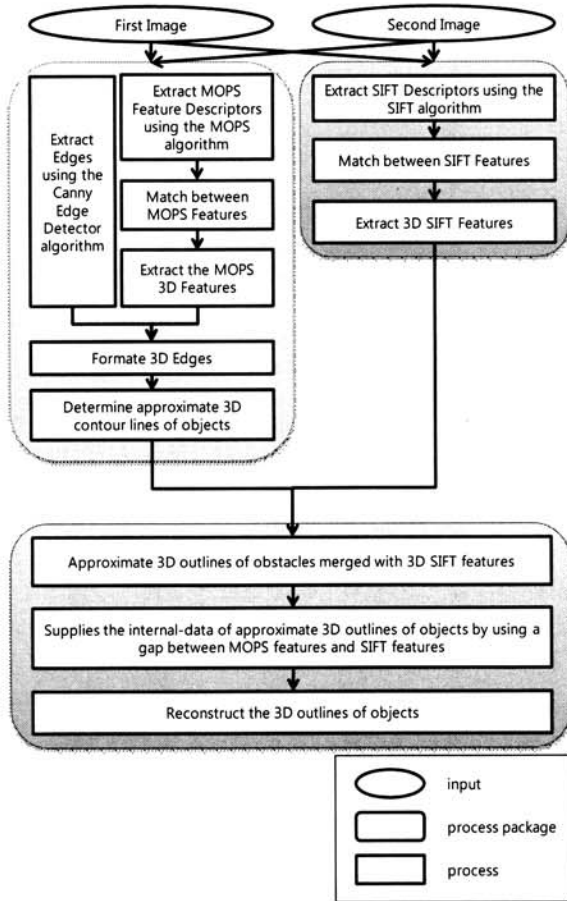
빠른 형태 파악을 위해서 본 논문에서 제안하는 방법은 윤곽선만 추출하여 형태를 파악하는 방법이다. 따라서 거리 좌표를 가지고 있는 코너점을 연결하면 물체의 윤곽선을 추출할 수 있다. 그러나 MOPS 특징점은 각 점간의 연결 정보가 존재하지 않기 때문에 형태를 파악하기 위해서 3.1절에서 제안한 방법을 통하여 물체의 윤곽선을 구성한다. 이렇게 구해진 물체의 윤곽선 정보는 코너점의 거리정보만 가지고 있기 때문에 윤곽선 내부의 정보가 손실되게 된다. 따라서 SIFT 특징점을 사용하여 내부 정보를 보완하게 된다.



(그림 3) MOPS descriptor vector

3. MOPS와 SIFT를 이용한 3차원 정보 구성

본 논문에서 제안하는 방법은 (그림 4)와 같이 MOPS를 이용한 데이터 처리와 SIFT를 이용한 데이터 처리 과정을 병행하여 수행한 후 두 처리 결과를 병합하여 영상 전체 물체의 3차원 윤곽선을 구성하는 것이다. 3.1절에서는 MOPS를 이용하여 물체의 윤곽선에 대한 3차원 공간정보를 획득하는 처리 과정을 설명한다. 영상에서 SIFT 특징점을 추출하여 물체 내부의 3차원 공간정보를 얻는 과정은 3.2절에서 소개한다. 3.3절은 MOPS를 통해 구해진 3차원 윤곽선 정보에 3차원 SIFT 특징점을 결합하여 물체의 3차원 공간정보를 완성하는 과정을 포함한다.



(그림 4) 데이터 처리 과정

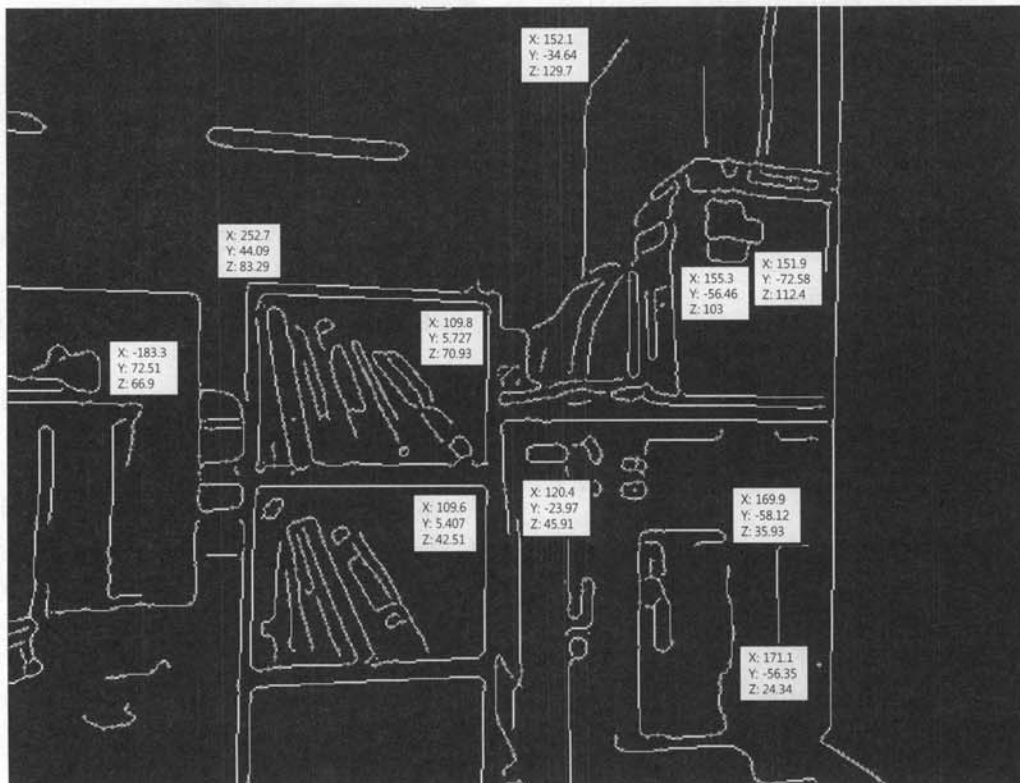
3.1 MOPS를 통한 윤곽선의 3차원 공간정보 추출

첫 번째 처리 과정은 영상의 물체들의 3차원 공간정보가 포함된 윤곽선을 빠르게 구성하는 방법이다.

물체의 윤곽선 정보를 빠르게 파악하기 위해서 Canny Edge Detector[10] 알고리즘을 사용하여 영상의 윤곽선(edge) 정보를 추출한다. 그러나 단순한 선(line) 정보로 구성된 윤곽선 정보는 물체 외부의 형태만 대략적으로 파악될 뿐 물체의 공간적인 위치를 정확히 파악할 수 없다. 따라서 물체 윤곽선의 공간정보를 파악하기 위해서 물체의 코너점에서만 추출되는 MOPS 특징점을 결합하는 방법을 제안한다.

MOPS를 사용하여 물체의 코너점의 MOPS 특징점을 얻는다. 이렇게 얻어진 MOPS 특징점을 매칭해 3차원 공간 정보를 포함하는 3차원 MOPS 특징점을 추출한다. 그 후 물체들의 공간정보가 포함된 윤곽선 정보를 구성하기 위해 각 3차원 MOPS 특징점을 물체의 윤곽선 정보와 병합하여 영상의 전체 물체들의 대략적인 윤곽선의 3차원 공간정보를 구성하고 영역화를 통해 각 물체를 인식한다. (그림 6)은 3차원 MOPS 특징점을 물체의 윤곽선 정보와 결합하여 윤곽선의 3차원 공간정보를 추출한 영상이다.

그러나 이렇게 얻어진 정보는 윤곽선의 내부 정보가 손실되었기 때문에 실제 내부 공간이 열린 공간인지 닫힌 공간인지 분간할 수 있는 정보가 존재하지 않는다. (그림 5)와 같이 선 정보만 존재하기 때문이다. 따라서 3.2절의 처리 과정을 통해서 내부 정보를 보완할 수 있는 정보를 얻을 수 있다.



(그림 5) MOPS를 이용한 물체 윤곽선의 3차원 공간정보 추출

3.2 SIFT를 통한 영상 전체의 특징점 추출

두 번째 처리 과정은 3.1절에서 손실된 물체 내부의 정보를 보완하기 위해 SIFT 특징점을 추출하는 과정이다.

SIFT 알고리즘을 사용하여 특징점을 추출한다. SIFT 특징점은 물체뿐만 아니라 벽이나 바닥 등 색이나 빛의 변화가 확실한 지점에서 추출되기 때문에 영상 전체 영역에 걸쳐 특징점 추출이 가능하다. 따라서 MOPS 특징점에서 추출할 수 없는 물체 내부 영역의 특징점 추출이 가능하기 때문에 3.1절에서 제안된 방법으로 얻어진 영상에 SIFT 특징점을 병합함으로써 손실된 물체 내부의 정보를 보완할 수 있다.

우선 얻어진 두 영상의 SIFT 특징점을 매칭하여 3차원 공간정보가 포함된 3차원 SIFT 특징점을 추출할 수 있다. (그림 6)은 매칭된 SIFT 특징점의 3차원 공간정보를 추출한 영상이다. (그림 6)의 각 X, Y, Z 축은 촬영지점으로부터 공간좌표상의 거리, 가로, 높이를 나타낸다. 물체 내부 및 전체적인 공간정보가 추출되기 때문에 3.3절에서 제안하는 방법을 이용하여 물체의 내부정보를 포함한 3차원 윤곽선 정보를 파악할 수 있다.

3.3 SIFT와 MOPS를 이용한 물체의 3차원 정보 구성

마지막 처리 과정은 첫 번째 처리과정에서 MOPS를 통해서 얻어진 대략적인 물체의 윤곽선의 3차원 공간정보에 두 번째 처리과정에서 SIFT를 통해 얻어진 영상 전체에 분포하는 3차원 SIFT 특징점을 사용하여 윤곽선의 내부 정보를 보완하여 물체의 3차원 정보를 구성하는 과정을 제안한다.

우선 3.1절에서 제안된 처리과정을 통해 얻어진 3차원 MOPS 특징점이 포함된 윤곽선 정보와 3.2절에서 얻어진 3차원 SIFT 특징점 정보를 병합한다. 그리고 두 특징점 간의 관계식 (5), (6), (7)의 계산을 통하여 두 특징점의 공간정보상의 거리 차이를 파악하여 두 특징점 간의 관계를 정립한 후 물체의 입체정보를 추정한다.

물체의 윤곽선에 존재하는 임의의 3차원 MOPS 특징점을 M으로 표현하고 물체의 윤곽선 내부에 존재하는 임의의 3차원 SIFT 특징점을 S라고 표현한다고 하자. 카메라에서 M까지의 거리를 D_M , S까지의 거리정보를 D_S , 그리고 Threshold를 T_1, T_2 라고 하면 이들간의 관계를 다음과 같은 3개의 식으로 나타낸다.

$$|D_M - D_S| \leq T_1 \tag{8}$$

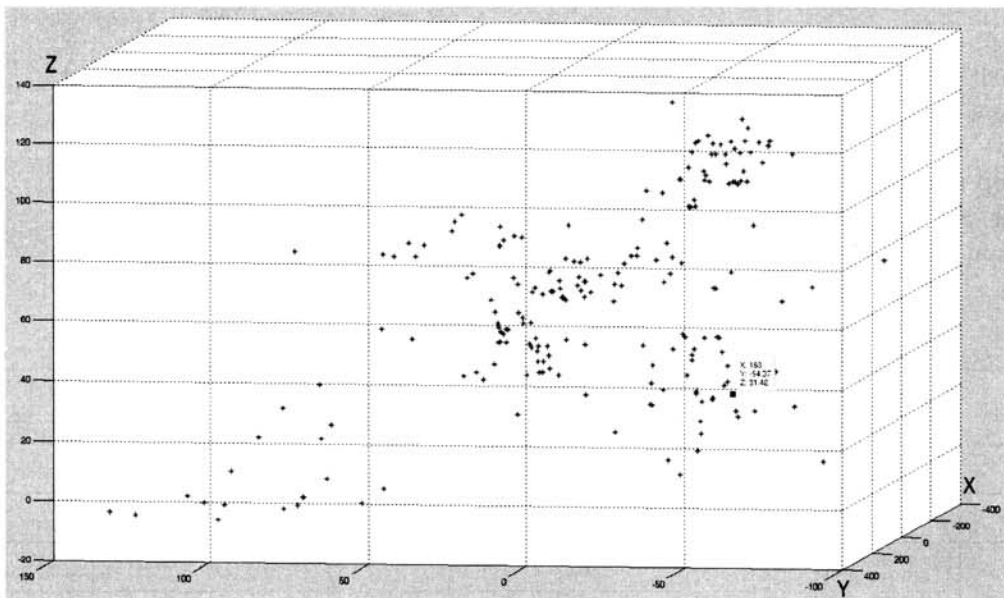
$$T_2 \geq |D_M - D_S| > T_1 \tag{9}$$

$$|D_M - D_S| > T_2 \tag{10}$$

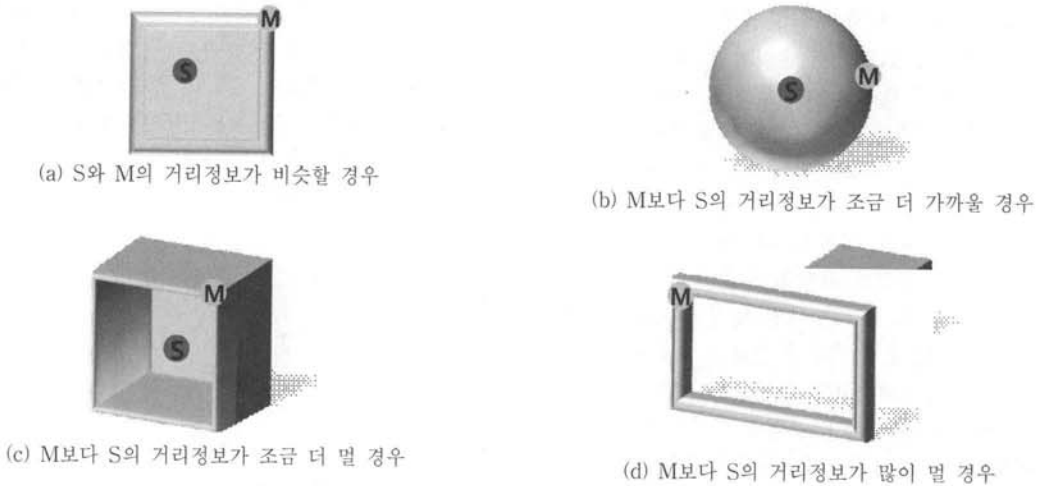
Threshold T_1 은 S와 M이 동일한 물체에 위치할 가능성이 매우 높은 값을 설정하고, T_2 는 S와 M이 동일한 물체가 아닌 서로 다른 물체에 존재할 가능성이 매우 높은 값을 설정한다.

제안하는 알고리즘은 (그림 8)과 같이 4가지 상태로 물체를 추정하여 계산된다.

식 (8)은 (그림 7)의 (a)와 같이 윤곽선까지의 거리와 윤곽선 내부까지의 거리 차의 절대값이 Threshold T_1 이내인 경우로 내부가 닫혀있는 물체의 단면으로 판단될 수 있다. 식 (9)은 (그림 7)의 (b)와 같이 윤곽선까지의 거리와 윤곽선 내부까지의 거리 차의 절대값이 threshold T_1 과 T_2 사이에 존재하는 경우이다. 이 경우는, 내부가 불룩한 형태로 닫혀 있거나 또는 (그림 7)의 (c)와 같이 윤곽선 내부가 막혀 있는 물체를 가리킨다. 식 (10)은 윤곽선의 거리와 윤곽선 내부까지의 거리 차의 절대값이 Threshold T_2 보다 큰 경우로 해당 면은 열린 공간으로 판단될 수 있다. 이 경우는 (그림 7)의 (d)와 같이 열린 공간 뒤로 다른 물체의 특징점이 추출된 경우이다.



(그림 6) SIFT 3차원 공간정보



(그림 7) 물체 윤곽선의 MOPS 특징점의 거리정보와 윤곽선 내부의 SIFT 특징점의 거리정보 간의 관계

MOPS 특징점과 SIFT 특징점간의 관계식을 통해 얻어진 정보를 바탕으로 물체의 윤곽선 내부정보를 판단하게 되고 각 물체의 입체정보를 추정하여 3차원 정보를 재구성한다.

4. 실험 및 평가

제안하는 프로세스의 정확도를 실험 및 평가하기 위해 (그림 8)의 4가지 상황을 구성하여 실험하였다. 실험 환경은 Inter Core 2 Quad CPU 2.40GHz 프로세서를 사용하였고 MATLAB 환경에서 알고리즘을 실행하였다. 그림 8의 각 실험영상에서 다이아몬드들은 SIFT 특징점을 나타내고, 점은 MOPS 특징점을 나타낸다. 각 MOPS 및 SIFT 특징점들은 이해를 돕기 위해 원본 영상과 중첩하여 출력하였다.

첫 번째, (그림 8)의 (a)는 (그림 7)의 (a)와 같이 벽면과 같은 닫힌 공간으로 인식된 하나의 물체를 판단하는지에 대한 실험영상이다. 물체 윤곽선의 거리정보의 평균은 53.5cm, 내부에 추출된 특징점의 거리정보 역시 평균 53.5cm로 동일하게 추출되었고, 뒤의 벽면의 거리정보의 평균은 92.3cm이다. 따라서 (a)의 물체는 윤곽선의 거리정보와 내부 거리정보가 같기 때문에 물체 내부는 벽면으로 구성된 닫힌 공간으로 인식되었다.

두 번째, (그림 8)의 (b)는 (그림 7)의 (b)와 같은 원과 같은 형태에 대한 실험 및 2개의 물체를 각각 개별적으로 판단하고, 물체 사이의 공간을 인식할 수 있는지에 대한 실험

영상이다. 좌측 물체의 윤곽선 거리정보의 평균은 52.7cm, 물체 내부의 거리정보의 평균은 49.3cm이다. 윤곽선과 내부의 거리정보 차이가 3.4cm로 내부공간이 윤곽선보다 나와 있는 형태의 물체로 물체 내부 공간이 닫힌 공간으로 인식되었다. 우측 물체의 윤곽선 거리정보의 평균은 49.8cm, 물체 내부의 거리정보의 평균도 49.8cm로 윤곽선과 내부공간이 같은 거리정보를 갖는 벽면과 같은 물체로 인식되었다. 벽면의 거리정보의 평균은 70.3cm이고 물체 사이의 윤곽선 및 SIFT 거리정보도 동일하게 추출되었기 때문에 각 물체는 연결되지 않는 별개의 물체로 판단되었다.

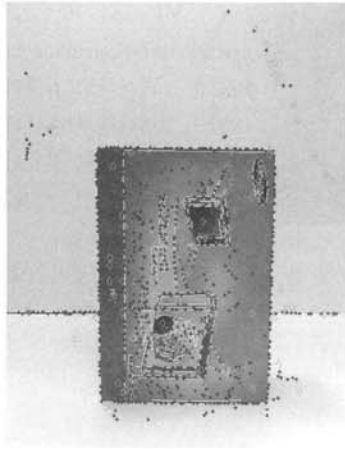
세 번째, (그림 8)의 (c)는 (그림 7)의 (c)와 같이 내부공간이 윤곽선보다 더 멀리 있는 형태의 물체에 대한 실험 영상이다. 물체 윤곽선의 거리정보의 평균은 26.3cm, 물체 내부의 위 공간의 평균은 47.1cm, 아래 공간의 평균은 44.2cm이다. 물체 윤곽선의 거리정보와 물체 내부의 거리정보의 차이는 각 20.8cm, 17.9cm로 각 공간은 닫힌 공간으로 인식되었다.

네 번째, (그림 8)의 (d)는 (그림 7)의 (d)와 같이 서로 겹쳐져서 물체 내부에 멀리 있는 물체의 특징점이 추출된 경우에 대한 실험이다. 정면에서 가깝게 위치한 물체의 윤곽선 거리정보의 평균은 31.6cm, 물체 내부에 위치한 특징점의 거리정보 평균은 93.6cm로 윤곽선과 내부 거리정보 차이가 62cm로 열린 공간으로 인식되었다.

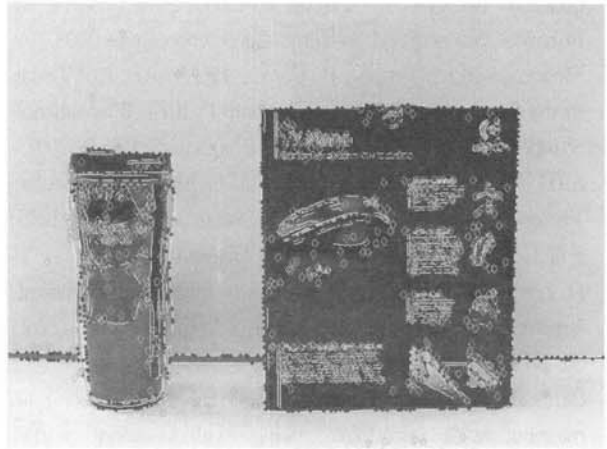
<표 1>은 (그림 8)의 각 실험영상에서 추출된 특징점 수와 추출 시간에 대한 자세한 설명이다.

<표 1> 실험영상에서 추출된 특징점 수와 수행 시간

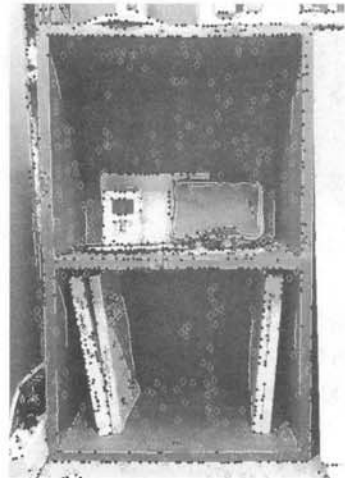
	매칭된 SIFT 특징점 수	매칭된 MOPS 특징점 수	MOPS 특징점 공간좌표 추출 시간	전체 처리 과정 총 수행 시간
실험영상 a	295	992	0.289s	1.074s
실험영상 b	966	1453	0.308s	1.997s
실험영상 c	811	1287	0.301s	1.715s
실험영상 d	485	1486	0.310s	1.313s



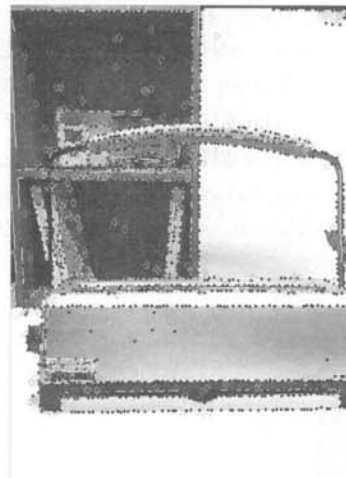
(a) 닫힌 공간으로 인식된 하나의 물체를 판단하는지에 대한 실험영상



(b) 원과 같은 형태에 대한 실험 및 2개의 물체를 각각 개별적으로 판단하고, 물체 사이의 공간을 인식할 수 있는지에 대한 실험 영상



(c) 내부공간이 윤곽선보다 더 멀리 있는 형태의 물체에 대한 실험 영상



(d) 서로 겹쳐져서 가까이 있는 물체 내부에 멀리 있는 물체의 특징점이 추출된 경우에 대한 실험 영상

(그림 8) MOPS 및 SIFT 특징점 추출 및 3차원 윤곽선 구성

5. 결 론

본 논문에서는 단일 카메라를 사용하여 획득한 영상으로부터 물체의 윤곽선 및 윤곽선 내부 정보를 추출하고 이를 이용하여 물체의 3차원 정보를 구성하는 방법에 대하여 소개하였다.

MOPS를 이용하여 장애물의 윤곽선 추출에 걸린 시간은 평균 총 0.302초로 윤곽선 정보와 윤곽선 상에 존재하는 공간좌표를 사용하여 수행되므로 기존의 물체를 정확하게 3차원으로 재구성하는 알고리즘에 비해 빠른 속도로 계산이 가능하다. 또한 물체의 내부 윤곽선 정보는 SIFT를 사용하여 보완되므로 물체의 전체 3차원 정보를 빠르고 쉽게 구성할 수 있다. 물체가 놓여진 다양한 상황에 대한 실험 결과 제안한 알고리즘이 제대로 물체의 3차원 정보를 구성하는 것을 확인할 수 있었다.

본 논문에서 제안하는 방법은 현재 주로 스테레오 카메라 및 레이저 센서 등에 의존하여 물체의 3차원 정보를 구성

하는 기존 연구를 단일 카메라만 사용하는 방법으로 대체할 수 있다는 것이다. 단일 카메라만 사용하면 탑재되는 전체 센서의 무게를 크게 낮출 수 있어서 payload에 민감한 소형 무인기 등에 적합한 기술이며, 가격도 다른 센서에 비해 크게 저렴하기 때문에 다양한 분야의 연구에 활용 가능하다.

참 고 문 헌

- [1] M. Garcia, A. Solanas, "3D simultaneous localization and modeling from stereo vision", in IEEE Conference on Robotics and Automation, pp.847-853, 2004.
- [2] Andrew J. Davison, Nobuyuki Kita, "3D Simultaneous Localization and Map-Building Using Active Vision for a Robot Moving on Undulating Terrain", IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Dec. 2001.
- [3] M. Achtelika, A. Bachrachb, R. Heib, S. Prenticeb, and N. Royb, "Autonomous navigation and exploration of a

quadrotor helicopter in GPS-denied indoor environments," in Robotics: Science and Systems Conference, June 2008.

- [4] Mondragon, I.F., Campoy, P., Correa, J.F., Mejias, L., "Visual model feature tracking for UAV control", IEEE International Symposium on Intelligent Signal Processing, WISP, 2007.
- [5] S. H. Park, J. W. Lee, D. K. Baik, "SLAM for Monocular Vision based MAV using SIFT Algorithm", Proc. of the KSS Fall Conference 2009, pp.245-249, Oct. 2009.
- [6] D. Lowe, "Distinctive image features from scale-invariant keypoints", In International Journal of Computer Vision, vol. 20, pp.91-10, 2003.
- [7] Se, S., Lowe, D. and Little, J., "Mobile robot localization and mapping with uncertainty using scale-invariant visual landmarks", International Journal of Robotics Research, vol. 21 i8, pp.735-758, 2002.
- [8] Ankur Agarwal, Bill Triggs, "Recovering 3D Human Pose from Monocular Images", IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, Vol.28, No.1, Jan. 2006.
- [9] M. Brown, R. Szeliski, and S. Winder, "Multi-image matching using multi-scale oriented patches", Technical Report MSR-TR-2004-133, Microsoft Research, Dec. 2004.
- [10] J. Canny, "A computational approach to edge detection", IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intell, 8(6):679.698, 1986.



박 상 현

e-mail : windscar2@gmail.com
 2007년 홍익대학교 컴퓨터소프트웨어·정보통신학과(학사)
 2009년~현 재 고려대학교 컴퓨터·전파통신공학과 석사과정
 관심분야: 컴퓨터 비전, 무인비행기, 패턴인식, 3차원 입체구성, 인공지능, 자율비행



이 정 욱

e-mail : ljo7@konkuk.ac.kr
 1992년 고려대학교 컴퓨터학과(학사)
 1994년 고려대학교 컴퓨터학과(이학석사)
 2001년 고려대학교 컴퓨터학과(이학박사)
 2002년~2006년 건국대학교 컴퓨터응용과 학부 조교수
 2007년~현 재 건국대학교 항공우주정보시스템공학과 부교수
 관심분야: 인공지능, 무인비행기, 자율비행



백 두 권

e-mail : baikdookwon@gmail.com
 1974년 고려대학교 수학과(학사)
 1977년 고려대학교 산업공학과(공학석사)
 1983년 Wayne State Univ. 전산학과(이학석사)
 1985년 Wayne State Univ. 전산학과(이학박사)
 1985년 Wayne State Univ. 전산학과(이학박사)
 2002년 고려대학교 정보통신대학 학장
 1986년~현 재 고려대학교 컴퓨터학과 교수
 1992년~현 재 ISO/IEC JTC1/SC32 국내위원회 위원장
 1999년~현 재 한국 시뮬레이션학회 고문
 2005년~현 재 한국 시뮬레이션학회 고문
 2009년~현 재 고려대학교 정보통신대학 학장
 관심분야: 데이터베이스, 소프트웨어공학, 데이터 공학, 컴포넌트 기반 시스템, 메타데이터 레지스트리, 정보 통합, 프로젝트 매니지먼트