

# 3D Object Recognition Using Appearance Model Space of Feature Point

Joo Seong Moon<sup>†</sup> · Lee Chil Woo<sup>\*\*</sup>

## ABSTRACT

3D object recognition using only 2D images is a difficult work because each images are generated different to according to the view direction of cameras. Because SIFT algorithm defines the local features of the projected images, recognition result is particularly limited in case of input images with strong perspective transformation. In this paper, we propose the object recognition method that improves SIFT algorithm by using several sequential images captured from rotating 3D object around a rotation axis. We use the geometric relationship between adjacent images and merge several images into a generated feature space during recognizing object. To clarify effectiveness of the proposed algorithm, we keep constantly the camera position and illumination conditions. This method can recognize the appearance of 3D objects that previous approach can not recognize with usually SIFT algorithm.

**Keywords :** SIFT, Object Recognition, Appearance Model, Panorama Image

## 특징점 Appearance Model Space를 이용한 3차원 물체 인식

주 성 문<sup>†</sup> · 이 칠 우<sup>\*\*</sup>

### 요 약

카메라의 시선 방향에 따라 다른 영상을 생성하는 3차원 물체를 2차원 영상만으로 인식하는 것은 어려운 일이다. 특히 영상 생성 시 강한 투영변환(perspective transformation) 이 발생할 경우 투영된 물체의 이미지에 대한 국소 특징을 정의하는 SIFT(Scale-Invariant Feature Transform) 알고리즘은 물체 인식에 한계가 있다.

본 논문에서는 3차원 물체를 하나의 특징 축을 중심으로 회전시키면서 얻은 복수의 영상을 학습 데이터로 활용한 물체인식 방법을 제안한다. 이 방법을 이용하여 복수 영상의 특징 점들을 하나의 특징 공간으로 합성하고 영상들 간의 기하학적인 관계를 이용하여 중복된 영역을 제거한 모델을 생성하면 임의의 3차원 회전이 적용된 물체를 인식할 수 있다. 실험에서는 알고리즘의 유용성을 먼저 확인하기 위해 조명조건과 카메라의 위치를 일정하게 유지하였다. 이 방법에 의해 SIFT 알고리즘만으로 인식이 힘들었던 3차원 물체의 다양한 외관(appearance) 인식이 가능하게 되었다.

**키워드 :** SIFT, 물체인식, Appearance Model, 파노라마 이미지

### 1. 서 론

2차원 영상만을 이용하여 3차원 회전이 수반된 3차원 물체를 인식하는 것은 어려움이 있다. 그러나 2차원 영상만으로 3차원 물체를 인식할 수 있다면 다양한 응용 서비스가 가능하게 되어 여러 분야에서 이 연구가 널리 진행되고 있

다. 예를 들어 증강현실 연구 분야에서는 기존의 영상, 사진, 물체 등을 인식하여 인식한 객체 위에 동영상, 가상 3D 물체등과 같은 새로운 콘텐츠를 삽입하여 사용자에게 서비스를 제공한다[1]. 내용기반 검색엔진에서는 물체 이미지를 검색을 위한 키워드로 사용할 수 있다[2]. 로봇 비전 연구에서는 미래의 홈 환경 구축을 위하여 특정 물체를 인식하고 사람과 상호작용을 통해 서비스를 제공하는 연구[3][4]를 진행하고 있다. 또한 무선 캡슐 내시경 검사에서는 촬영한 비디오 영상에서 의사가 손쉽게 이상부위를 발견할 수 있도록 촬영된 내장기관에 대한 영상처리 연구도 진행되고 있다[5].

물체 인식을 위한 국소적인 특징점을 정의하고 인식하는 알고리즘으로 SIFT(Scale-Invariant Feature Transform) 알고리즘이 널리 사용되고 있다[6]. SIFT 알고리즘은 Affine 변환이 주로 발생하는 영상들 간의 매칭을 위해 국소적인

※ 이 논문은 제40회 한국정보처리학회 추계학술발표대회에서 '특징점 Appearance Model을 이용한 3차원 물체인식'의 제목으로 발표된 논문을 확장한 것임.

※ 본 연구는 교육과학기술부와 한국연구재단의 지역혁신인력양성사업으로 수행된 연구결과임.

※ 본 연구는 산업통상자원부 및 정보통신산업진흥원의 "로봇 비전&인지 센터" 지원사업의 연구결과로 수행되었음(H1502-13-1001).

† 준 회 원 : 전남대학교 컴퓨터공학과 석사과정

\*\* 정 회 원 : 전남대학교 전자컴퓨터공학부 교수

논문접수 : 2013년 12월 17일

수정일 : 1차 2014년 1월 21일

심사완료 : 2014년 1월 22일

\* Corresponding Author : Lee Chil Woo(leecw@chonnam.ac.kr)

특징을 정의하여 신뢰도 있는 인식이 가능하게 한다. SIFT 알고리즘은 크기 변화에 강건한 후보점을 찾기 위하여 서로 다른 크기의 이미지에 가우시안 함수를 적용하여 후보점을 추출하고 추출한 후보점을 정제한 후 각 후보점에 대하여 방위와 크기를 할당한다. 이와 같은 국소 특징을 이용한 SIFT 알고리즘은 이미지의 회전, 크기변화에는 강건하게 적용되지만, 인식하고자 하는 물체의 3차원적 회전 변화에는 동일한 물체일지라도 인식에 어려움이 있다[7][8]. 이는 국소 후보점을 정의하는 SIFT 기술자가 물체의 3차원 회전변화, 즉 투영변환(perspective transform)을 수반하는 포괄적인 변화에는 강인하지 않는 특성을 지니고 있기 때문이다.

위 문제를 해결하기 위해 SIFT특징점 개선을 위한 기존의 SIFT 기술자에 추가적인 정보를 이용하여 인식하거나 SIFT 매칭 방법 개선, 이미지들의 기하학적 관계를 중심으로 3D로 복원하는 연구가 진행되고 있다. Hamit Soyel는 SIFT 알고리즘 기반 얼굴 인식을 위하여 다른 시점의 카메라 뷰와 기존의 SIFT 매칭을 개선한 새로운 방법을 제안하였다[7]. Ran Zhou는 SIFT알고리즘을 이용한 얼굴인식 시 인식을 개선하기 위해 3차원 회전을 적용한 후 특징점 매칭을 하는 방법에 대해 제안하였다[8]. Yutaka Usui는 SIFT 특징점이 적게 검출되는 환경에서 성능 향상을 위하여 신뢰도에 대해 학습시킨 룩업테이블을 이용하여 가장 좋은 bin을 먼저 접근하는 방법을 적용하여 매칭하는 방법을 제안하였다[9]. Keju Peng은 정확하고 세부적인 3D복원을 위하여 상호 보완적인 결과를 얻을 수 있는 Harris 코너 정보와 SIFT정보를 이용하여 3D 기하학 관계를 계산하여 3D로 복원하는 방법을 제안하였다[10].

본 논문에서는 카메라의 위치를 고정한 상태에서 모델의 회전이 용이한 수직축을 기준으로 물체의 일정 회전마다 획득한 영상을 이용하여 Database를 구축한 다음, 이를 이용하여 물체를 인식한다. 획득한 모델에서 이미지 투영 시 왜곡현상이 적어 신뢰도 높은 영역인 카메라와 비교하는 영역을 중심으로 관심영역을 설정하고, 이 영역에 대한 인접 이미지들 사이에 기하학적 관계를 계산하여 모델 공간을 생성한다. 생성한 모델 공간을 이용하여 입력 영상에 대한 인식을 하고 입력영상의 3차원 회전을 추정함으로써 기존 물체인식에 어려움이 있던 물체의 3차원 회전 변화를 보완하는 기술자 정의 방법을 제안한다.

## 2. SIFT 알고리즘 기반 3차원 물체 인식

### 2.1 SIFT알고리즘의 개요

SIFT알고리즘은 물체인식 분야에서 이미지의 회전 및 크기 변화에 강건한 국소 특징점을 정의하기 위해서 자주 사용되는 알고리즘이다[6]. 국소 특징점을 정의하기 위하여 후보점을 검출하는 과정에는 DoG(Difference of Gaussian)를 이용한다. 검출된 후보점 중에서 크기변화에 강건한 후보점을 정의하기 위하여 그림 1과 같이 현재 픽셀에서 인접한 Octave 이미지의 주변 26개의 픽셀 값을 비교하여 가장 큰

값을 갖는 후보점을 찾는다. 검출한 후보점에 대하여 지역화하기 어려운 키포인트를 제거하는 작업을 한다. 먼저 낮은 대비를 갖는 후보점들을 제거한다. 이때는 DoG의 출력값을 검사하여 노이즈에 민감하게 반응하는 불안정한 점들을 제거한다. 그리고 계산량을 줄이기 위하여 동일한 에지선상의 후보점들을 Hessian Matrix을 이용하여 제거한다. 그 후, 각 후보점들에 대하여 이미지 회전변화에 강건하도록 각각 방향성과 크기를 정의한다. 회전에 대하여 36개의 bin을 설정한 후 누적 히스토그램을 통하여 후보점의 대표적인 방향성을 계산할 수 있다. 이를 keypoint descriptor로 구성한 후 매칭 시 유클리디언 거리 계산을 통하여 가장 유사한 후보점을 찾는 데 사용할 수 있다.

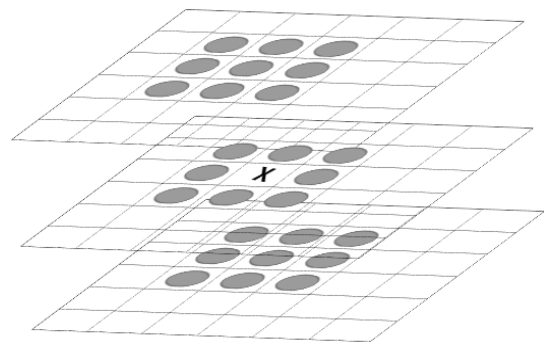


Fig. 1. To find robust keypoint in scale variant

### 2.2 SIFT 알고리즘의 문제점

SIFT알고리즘을 이용하여 3차원 회전을 적용한 물체에 대한 매칭을 수행하면, 동일한 물체일지라도 기존에 정의했던 SIFT특징점들의 매칭에 어려움이 있음을 확인할 수 있다. 그림 2에서는 SIFT알고리즘을 이용하여 특징점을 찾아낸 결과를 나타낸다. 이 결과를 보면 왼쪽 이미지에서는 132개의 특징점들이 정의되었고, 오른쪽 이미지에서는 138개가 정의되었다. 그림 3은 그림 2에서 정의한 두 이미지의 SIFT 특징점을 이용하여 매칭을 수행한 결과를 보인다. 이 결과를 보면 서로 매칭된 SIFT특징점들의 개수가 2개로 매칭에 문제가 있음을 알 수 있다. 이는 복잡한 3차원 구조를 가진 물체가 3차원 회전 후에 이미지에 투영될 때 국소 특징점이 변형되어 투영된 이미지들 사이에서 SIFT매칭이 어렵다는 것을 보여준다.



Fig. 2. The result of extracted features

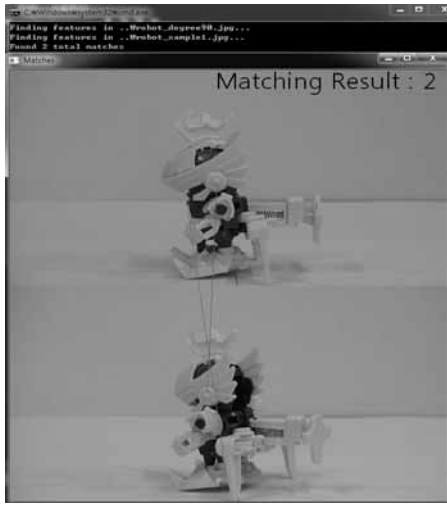


Fig. 3. The result of matching features

### 3. 특징점 Appearance Model 기반 3차원 물체인식

#### 3.1 Appearance Model 기반 물체인식

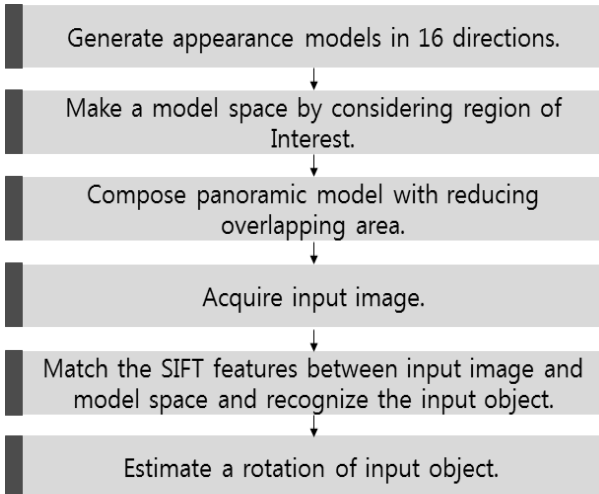


Fig. 4. Object Recognition and estimation of rotation flow chart

그림 4는 본 논문에서 제안하는 물체인식 흐름도를 나타낸다. 인식할 물체에 대하여 16방향의 회전에 대한 모델들을 구성하고 구성된 모델을 기반으로 신뢰도가 높은 영역을 병합한 모델 공간을 생성한다. 새로운 입력영상이 들어올 시에 이 모델 공간을 기반으로 입력 영상 인식 및 3차원 회전을 추정할 수 있다. 끝으로 인접한 모델들 사이의 기하학적 특징을 이용하여 생성한 파노라믹 모델을 제안하여 모델공간의 중복된 영역을 제거한 검색공간 축소방법을 제안한다.

#### 3.2 Appearance Model

본 논문에서 제안하는 특징점 Appearance Model은 인식할 물체에 대하여 수직축으로 회전축을 고정하고 16방향의 회전에 대한 학습 영상을 구성한 것을 의미한다. 회전축을

고정하고 일정 각도마다 물체의 학습영상을 획득하면 물체의 3차원 회전 정보를 2차원 이미지로 투영하여 추정할 수 있다. 그림 5는 물체에 대한 16방향 모델을 생성한 결과이다.

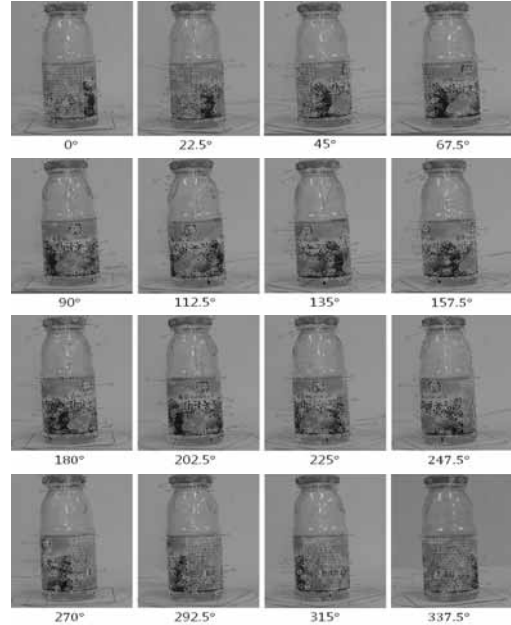


Fig. 5. Configured appearance model based on y-axis rotation

#### 3.3 Appearance Model 기반 입력영상 3차원 회전인식

물체의 3차원 회전을 인식하기 위하여 물체의 수직축을 기준으로 16방향 Appearance Model을 구성한다. 그 후 Appearance Model과 입력영상의 매칭률이 가장 높은 모델  $AM_A$ 를 선택한다. 모델  $AM_A$ 를 찾기 위하여 다음과 같은 수식을 이용한다.

$$\text{매칭률} = \frac{\text{Model과 매칭된 특징점 개수}}{\text{입력영상의 SIFT 특징점 개수}} \times 100 \quad (1)$$

가장 높은 매칭률을 보이는 모델  $AM_A$ 와 인접한 Model 중 더 높은 매칭률을 나타내는 Appearance Model  $AM_B$ 를 이용하여 입력영상의 회전각을 추정할 수 있다. 모델  $AM_B$ 의 각도가  $AM_A$ 보다 클 경우 입력된 영상의 3차원 수직축 회전은 아래 수식과 같이 추정할 수 있다. 만약  $AM_A$ 이 더 클 경우에는  $AM_B$ 각도에 추정된 만큼을 더하면 된다.

$$\text{입력영상 회전각} = \angle AM_A + \frac{m_b * BinSize}{m_a + m_b} \quad (2)$$

입력영상의 회전 추정은 두 모델  $AM_A$ ,  $AM_B$ 의 매칭률을 거리비로 하여 학습 모델을 구성한  $BinSize(22.5^\circ)$ 에 대

하여 보간을 한 것이다.  $AM_A$ 은 입력영상과 가장 높은 매칭을 보이는 Appearance Model을 의미하고,  $AM_B$ 는  $AM_A$ 과 인접한 모델 중 더 높은 매칭률을 갖는 모델이다. 위에 표시한  $m_a$ 는 Model  $AM_A$ 의 매칭률이고,  $m_b$ 는 Model  $AM_B$ 의 매칭률,  $BinSize$ 는 학습 모델 구성시 물체에 가한 회전의 정도를 나타낸다. 16방향의 학습영상을 일정하게 구성하였으므로  $BinSize$ 는 22.5°를 나타낸다. 위 식을 이용하면 임의의 입력영상에 대하여 회전각을 추정할 수 있다.

이렇게 추정된 각도를 SIFT Descriptor에 보완하여 입력한다. 그림 6은 입력 영상 각도를 추정하는 전반적인 알고리즘 흐름도를 나타낸다.

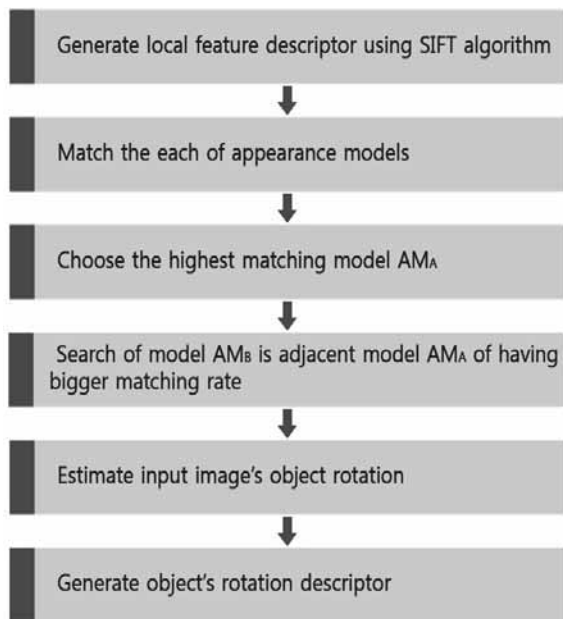


Fig. 6. Algorithm flow chart

3.4 Appearance Model 매칭 결과

물체의 3차원 수직축 회전을 실험하기 위하여 수직축 회전이 용이한 음료수병을 물체로 하여 실험을 하였다. 실험 환경은 물체의 회전정보를 추정하는 것을 목표로 하기 때문에 분할이 용이하도록 주변 배경을 깨끗하게 설정하였다. 촬영한 이미지의 크기는 640×360으로 설정하였으며, 학습 모델은 16방향으로 22.5°마다 촬영하여 Appearance Model을 구성한다. 표1은 Appearance Model과 임의의 수직축 회전을 가한 입력 영상의 SIFT특징점 매칭에 대한 결과이다. S1, S2는 각각 임의의 회전을 가한 입력영상들이다. 회색으로 음영표시 된 부분은 가장 높은 매칭률을 갖는 Model  $AM_A$ 와  $AM_A$ 에 인접한 모델 중 더 높은 매칭률을 보이는 Model  $AM_B$ 를 나타낸다. 이 두 모델을 이용하여 입력영상에 대한 회전각을 추정할 수 있다. 그림 7은 입력영상과 각 모델간의 매칭을 통하여 추정된 위치를 그래프로 나타내고 있다.

Table 1. The matching rate of appearance model with input images

| sample model | Object1 |    | Object2 |    | Object3 |    | Object4 |    |
|--------------|---------|----|---------|----|---------|----|---------|----|
|              | S1      | S2 | S1      | S2 | S1      | S2 | S1      | S2 |
| 0°           | 25      | 10 | 36      | 26 | 6       | 3  | 29      | 33 |
| 22.5°        | 29      | 17 | 27      | 34 | 3       | 2  | 40      | 46 |
| 45°          | 18      | 31 | 19      | 41 | 4       | 4  | 42      | 29 |
| 67.5°        | 14      | 36 | 12      | 17 | 8       | 4  | 22      | 18 |
| 90°          | 12      | 14 | 29      | 22 | 7       | 4  | 17      | 18 |
| 112.5°       | 7       | 7  | 34      | 26 | 6       | 4  | 18      | 17 |
| 135°         | 14      | 9  | 32      | 28 | 5       | 6  | 26      | 17 |
| 157.5°       | 9       | 10 | 20      | 32 | 5       | 4  | 19      | 14 |
| 180°         | 7       | 28 | 15      | 15 | 4       | 3  | 15      | 11 |
| 202.5°       | 7       | 10 | 20      | 19 | 5       | 4  | 10      | 8  |
| 225°         | 6       | 10 | 21      | 20 | 11      | 9  | 10      | 11 |
| 247.5°       | 6       | 7  | 17      | 18 | 14      | 17 | 9       | 14 |
| 270°         | 4       | 5  | 16      | 17 | 13      | 29 | 13      | 13 |
| 292.5°       | 4       | 2  | 19      | 20 | 28      | 19 | 11      | 13 |
| 315°         | 9       | 3  | 12      | 22 | 20      | 8  | 21      | 17 |
| 337.5°       | 16      | 5  | 36      | 25 | 7       | 6  | 27      | 25 |

단위(%)

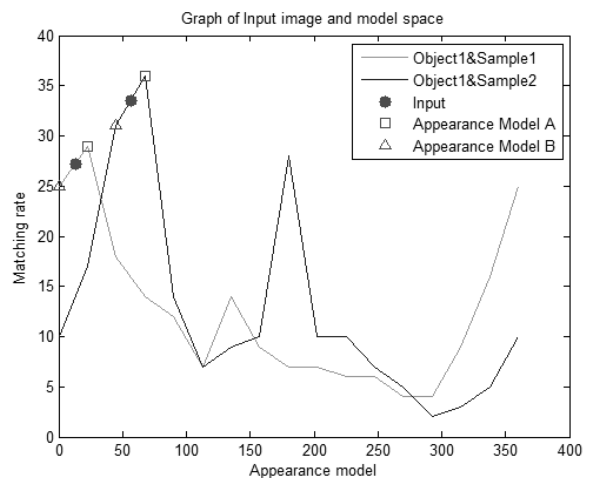


Fig. 7. The graph of matching rate input image and appearance models

4. Appearance Model Space

물체인식을 효율적으로 하기 위하여 물체의 회전에 대하여 일정한 각도마다 생성한 모델들을 이용한 모델 공간을 생성할 수 있다. 수직축을 중심으로 회전하며 카메라로 투영시킨 모델들은 회전축 근방에서 왜곡현상이 적다. 이에 신뢰도가 높은 회전축을 중심으로 각각의 모델에 ROI (Region of Interest)를 지정하고 일정 크기로 정규화 한 후 영역을 병합하면 축소된 검색 공간을 생성할 수 있다. 이렇게

생성한 공간은 새로운 입력영상 인식 시 기존의 Appearance Model들과 각각 매칭할 필요없이 한번의 매칭으로 인식 할 수 있다.

모델 공간을 이용한 입력영상의 각도 추정은 매칭이 발생한 영역을 x축으로 16분할하여 매칭된 점의 개수를 이용하여 매칭률을 계산하고 앞에서 제안한 방법을 이용하여 각도를 추정할 수 있다. 그림 8은 실험에 사용한 입력 물체의 종류를 나타낸다.

표 2는 여러종류의 음료수병을 Appearance Model Space로 구성하여 매칭 결과를 나타낸다. 위 매칭 결과를 보면 각각의 Appearance Model을 이용한 경우와 마찬가지로 입력 영상과 매칭률이 높은 모델을 찾고 각도를 추정할 수 있다. 신뢰도가 높은 영역을 중심으로 영역을 구성하므로 잘못 매칭되는 영역에 대한 오류를 줄일 수 있다. 또한 그림 9와 같이 임의의 회전축을 중심으로 회전한 물체에 대하여 인식을 할 수 있다.



Fig. 8. The kind of input objects

Table 2. The matching rate of model space with input images

| sample model | Object1 |    | Object2 |    | Object3 |    | Object4 |    |
|--------------|---------|----|---------|----|---------|----|---------|----|
|              | S1      | S2 | S1      | S2 | S1      | S2 | S1      | S2 |
| 0°           | 12      | 3  | 16      | 3  | 2       | 0  | 12      | 17 |
| 22.5°        | 10      | 12 | 12      | 11 | 0       | 0  | 17      | 19 |
| 45°          | 10      | 17 | 0       | 7  | 0       | 0  | 22      | 15 |
| 67.5°        | 2       | 15 | 3       | 0  | 1       | 0  | 16      | 9  |
| 90°          | 0       | 6  | 9       | 3  | 3       | 0  | 5       | 2  |
| 112.5°       | 0       | 1  | 12      | 4  | 0       | 0  | 4       | 0  |
| 135°         | 1       | 1  | 7       | 6  | 3       | 0  | 2       | 0  |
| 157.5°       | 2       | 7  | 2       | 4  | 0       | 0  | 4       | 2  |
| 180°         | 2       | 12 | 0       | 0  | 0       | 0  | 4       | 2  |
| 202.5°       | 0       | 2  | 0       | 0  | 0       | 0  | 0       | 0  |
| 225°         | 0       | 5  | 2       | 0  | 2       | 2  | 0       | 0  |
| 247.5°       | 0       | 0  | 0       | 0  | 7       | 11 | 0       | 0  |
| 270°         | 0       | 0  | 0       | 0  | 13      | 23 | 3       | 0  |
| 292.5°       | 1       | 0  | 2       | 0  | 23      | 20 | 0       | 1  |
| 315°         | 0       | 0  | 3       | 2  | 15      | 11 | 2       | 7  |
| 337.5°       | 8       | 0  | 14      | 4  | 4       | 0  | 8       | 11 |

단위(%)

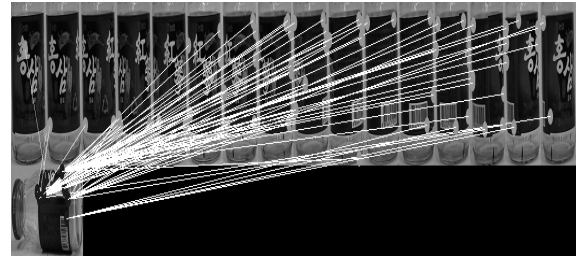


Fig. 9. The result of matching by another standard axis

### 5. Panorama Model Space

Appearance Model Space은 물체인식을 위한 특징공간을 제공하지만 중복되는 영역이 많아 불필요한 매칭이 일어나는 문제가 남아 있다. 중복되는 영역을 제거하기 위하여 왜곡현상이 적은 영역을 중심으로 학습모델 사이의 기하학적 관계를 계산한다. 본 실험에서는 카메라를 고정하고 물체를 일정각도로 회전 시킨 후 영상을 획득하였다. 획득한 영상에서 물체에 대한 부분만 고려하면 물체를 고정하고 카메라를 일정 원을 중심으로 회전하며 찍은 영상과 투영된 결과가 유사하다. 그러므로 이에 왜곡현상이 적은 부분에 대하여 생성한 ROI 영상을 중심으로 이미지 간의 기하학적인 관계를 계산할 수 있다.

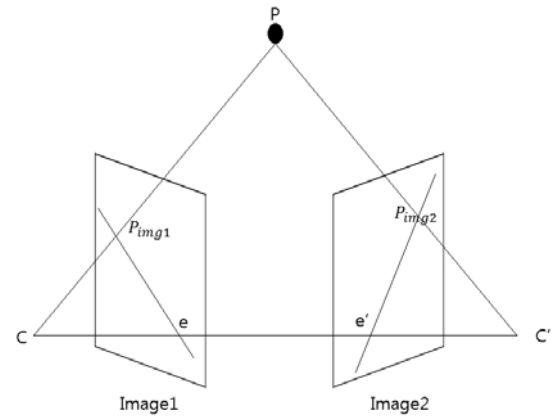


Fig. 10. Image of the epipolar geometry

그림 10은 3차원 공간상에 있는 물체의 한 점 P가 가상 카메라 C와 C'으로 인하여 2차원 이미지 공간인 image1, image2에 투영된 모습을 나타내고 그때의 3차원 좌표 P가 각각  $p_{img1}$ ,  $p_{img2}$ 에 투영된 모습을 나타낸다. 임의의 두 카메라 좌표축 사이에서 동일한 P가 투영된 두 점  $p_{img1}$ ,  $p_{img2}$ 의 관계는 다음과 같이 정의할 수 있다[10][11].

$$p_{img2} = R p_{img1} + t \tag{3}$$

R은 두 카메라 좌표 사이의 3×3 회전행렬을 의미하고

t는 3×1 평행이동 벡터를 의미한다. 이에 회전과 평행이동에 대한 정보를 변환행렬 E(essential matrix)로 표현하면 다음과 같다.

$$E = [t]_{\times} R \tag{4}$$

E(essential matrix)는  $p_{img1}$ 를 R로 회전시킨 후 t와 외적 하는 것을 의미한다.

$$E p_{img1} = [t]_{\times} R p = t \times (R p) \tag{5}$$

이에 위식을 정리하면 다음과 같은 관계를 얻을 수 있다.

$$p_{img2}^T E p_{img1} = 0 \tag{6}$$

fundamental matrix는 E(essential matrix)에 카메라 파라미터까지 표현한 변환행렬을 의미한다. 투영된 두 이미지에 기하학적으로 매칭된 점들을 이용하여 F(fundamental matrix)을 계산하면 두 영상을 연결한 파노라마 이미지를 생성할 수 있다.

$$p_{img2}^T F p_{img1} = 0 \tag{7}$$

RANSAC(Random Sample Consensus)은 두 이미지의 매칭된 특징점들 중 위의 F matrix생성에 필요한 inlier 점들을 찾기 위하여 사용되는 방법이다. 매칭점 중에서 임의의 샘플 데이터를 선택하고 Eight-Point 알고리즘을 이용하여 F를 추정한다. 이에 선택한 각 매칭점들이 모델 파라미터 만족 여부를 검사한 후 inlier와 outlier을 판별하고 반복수행

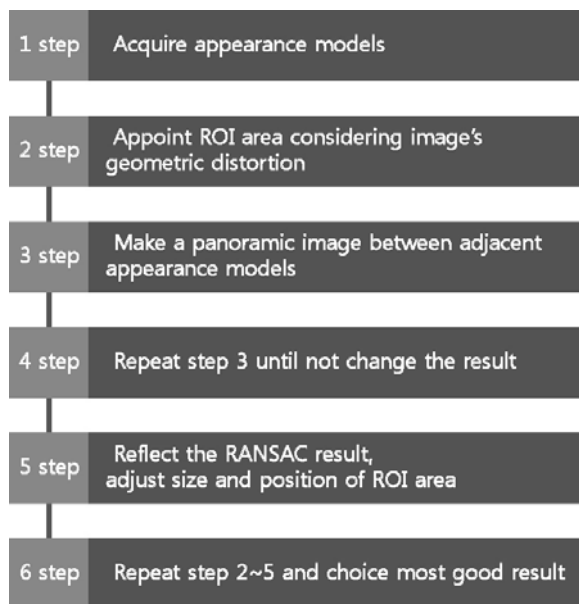


Fig. 11. The flow chart of generating panorama image

한 결과를 바탕으로 파노라마 영상을 구성한다.

파노라마 영상은 ROI 영역을 병합했던 기존의 모델 공간에서 중복된 특징점을 제거하고 인식함으로써 공간 중복성을 줄일 수 있다.

파노라마 이미지를 생성하는 전반적인 흐름도는 그림 11와 같다. 왜곡현상이 적은 회전축을 중심으로 ROI영역을 지정하고 인접한 모델들을 이용하여 1단계 파노라마 영상을 구성한다. 그 후 생성된 1단계 파노라마 영상들을 이용하여 결과가 더 이상 변하지 않을 때까지 반복하여 파노라마 영상을 제작한다. 그림 12는 파노라마 영상을 이용하여 입력 영상을 인식한 결과이다.



Fig. 12. The result of matching panorama model space and input image

## 6. 실험 결과

물체의 3차원 수직축 회전을 실험하기 위하여 회전이 용이한 음료수병을 물체로 하여 실험을 하였다. 실험환경은 물체의 회전정보를 추정하는 것을 목표로 하기 때문에 분할이 용이하도록 배경을 깨끗하게 설정하였다.

촬영한 이미지의 크기를 640×360으로 설정하였으며, 16방향으로 22.5°마다 촬영하여 Appearance Model을 구성하였다. 각각의 Appearance Model과 입력영상의 매칭을 통하여 가장 높은 매칭율을 보이는 모델  $AM_A$ 과 인접한 모델  $AM_B$ 을 인식 후 입력된 영상의 각도를 추정할 수 있다. Appearance Model 공간을 생성할 경우 영상촬영으로 발생하는 물체의 왜곡된 정도를 고려할 수 있으며 입력영상과 모델을 각각 매칭할 필요없이 한번의 매칭으로 인식 및 각도추정을 할 수 있다. Appearance Model을 구성할 때에는 구성한 이미지들간의 상관관계가 있어야 모델공간을 생성할 수 있다. 8

방향으로 모델 공간을 생성할 경우 각각의 모델 사이에 투영변환 문제로 지역적인 정보의 왜곡이 생겨 모델 공간 생성에 문제가 있다. 왜곡현상이 적은 신뢰도 높은 영역을 관심영역으로 설정하여 생성한 Appearance Model 공간을 이용할 경우, 다른 축에 대한 임의의 회전이 적용된 입력영상의 인식이 가능하다. 파노라마 이미지 생성시에는 각각의 모델들 사이에 기하학적 매칭에 강건한 지역적 특징정보를 가지고 있어야 한다. 그렇지 않으면 파노라마 생성 시 Inlier와 Outlier를 찾아 정제하는 RANSAC이 매칭된 특징점들을 Outlier로 판별하여 파노라마 이미지 생성에 문제가 있다.

## 7. 결 론

본 논문에서는 기존 SIFT 알고리즘을 이용하여 물체 인식이 불가능한 perspective transform 문제를 해결하기 위해 특징점 Appearance Model을 이용한 3차원 물체 인식 기술에 대해 제안하였다. Appearance Model Space을 생성하여 입력영상을 인식하면 각각 모델에서 왜곡현상이 적은 신뢰도가 높은 영역을 기반으로 모델공간을 생성하여 임의의 3차원 회전이 발생한 물체를 인식할 수 있게 되고, 모델 공간은 입력영상과 매칭 시 검색영역과 실행시간을 줄일 수 있게 해준다. 본 실험환경과 같이 카메라를 고정한 상태로 물체를 일정 각도로 회전하여 구축한 영상은 물체를 중심으로 카메라를 회전시키며 찍은 영상과 유사하게 투영된 결과를 제공한다. 이런 제한적인 실험환경은 카메라 한 대를 이용하여 인접한 이미지들의 기하학적 관계를 구할 수 있게 하고 기하학적 정보는 파노라마 영상을 구축할 수 있게 한다. 추후에는 실험환경을 확장하여 비디오로 촬영한 물체의 영상에서 왜곡현상이 적은 회전축을 중심으로 영상을 구축하는 방법에 대한 연구와 강건한 기하학적 매칭을 위하여 국소 특징점에 글로벌 정보를 추가하고 정제하는 방향으로 연구를 진행할 예정이다.

## 참 고 문 헌

[1] Mu Li, Shantanu Rane, and Petros Boufounos, "Quantized embeddings of scale-invariant image features for mobile augmented reality", IEEE International Workshop on Multimedia Signal Processing(MMSP 2012), September, 2012, pp.1-6.  
 [2] Xiaou Tang, "IntentSearch: Capturing User Intention for One-Click Internet Image Search", IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, Vol.34, No.7, July, 2012, pp.1342-1353.

[3] Junji Satake, Masaya Chiba, and Jun Miura, "A SIFT-Based Person Identification using a Distance-Dependent Appearance Model for a Person Following Robot", Robotics and Biomimetics(ROBIO), 2012 IEEE International Conference on, pp.962-967.  
 [4] Seung-Ho Baeg, Jae-Han Park, "An Object Recognition System for a Smart Home Environment on the Basis of Color and Texture Descriptors", Intelligent Robots and Systems, 2007 IEEE/RSJ International Conference on, pp.901-906.  
 [5] Yichen Fan, Max Q.-H. Meng, "3D reconstruction of the WCE images by affine SIFT method", 8th World Congress on Intelligent Control and Automation(WCICA), pp.943-947.  
 [6] D. Lowe, "Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints", International Journal of Computer Vision, Vol.60, Issue 2, November, 2004, pp.91-110.  
 [7] Hamit Soyel and Hasan Demirel, "Improved SIFT Matching for Pose Robust Facial Expression Recognition", Automatic Face & Gesture Recognition and Workshops, 2011 IEEE International Conference on, pp.585-590.  
 [8] Ran Zhou, Jie Wu, Qing He, Chao Hu and Zhuliang Yu, "Approach of Human Face Recognition Based on SIFT Feature Extraction and 3D Rotation Model", Information and Automation(ICIA), 2011 IEEE International Conference on, pp.476-479.  
 [9] Yutaka Usui, Katsuya Kondo, "3D Object Recognition Based on Confidence LUT of SIFT Feature Distance", 2010 Second World Congress on Nature and Biologically Inspired Computing, pp.293-297.  
 [10] Keju Peng, Xin Chen, "3D Reconstruction Based on SIFT and Harris Feature Points", 2009 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics, pp.960-964.  
 [11] Yi Ma, Stefano Soatto, Jana Košecá and S. Shankar Sastry, "An Invitation to 3-D Vision", Springer - Verlag New York Pub, pp.110-116, 177-181, 2004.



## 주 성 문

e-mail : tjdansld87@naver.com

2013년 전남대학교 전자컴퓨터공학부  
(학사)

2013년~현 재 전남대학교 컴퓨터공학과  
석사과정

관심분야 : Object Recognition & Image Geometry



## 이철우

e-mail : leecw@chonnam.ac.kr

1992년 동경대학교 전자공학과(공학박사)

1996년 1월~현재 전남대학교 전자컴퓨터공학부 교수

2002년 1월~2003년 2월 미국 NC A&T State University 방문교수

2006년 3월~2008년 2월 정보통신부 자체 평가위원

2008년 10월~2009년 8월 KAIST, 오사카대학 초빙교수

2007년 1월~2008년 8월 전남대학교 산학연구원 처장 겸 산학협력부단장

2006년 3월~현재 전남대학교 문화콘텐츠기술연구소 소장

2009년 3월~현재 전남대학교 차세대휴대폰 인터페이스연구센터(ITRC) 센터장

관심분야: 컴퓨터 비전, 지능형 휴먼인터페이스, 디지털 콘텐츠, 컴퓨터 그래픽스