

論文

특징점 정합 필터 결합 SIFT를 이용한 상대 위치 추정

곽민규*, 성상경**, 윤석창*, 원대희*, 이영재**

Integrated SIFT Algorithm with Feature Point Matching Filter
for Relative Position Estimation

Mingyu Gwak*, Sangkyung Sung**, Sukchang Yun*, Dae Hee Won* and Young Jae Lee**

ABSTRACT

The purpose of this paper is an image processing algorithm development as a base research achieving performance enhancement of integrated navigation system. We used the SIFT (Scale Invariant Feature Transform) algorithm for image processing, and developed feature point matching filter for rejecting mismatched points. By applying the proposed algorithm, it is obtained better result than other methods of parameter tuning and KLT based feature point tracking. For further study, integration with INS and algorithm optimization for the real-time implementation are under investigation.

초 록

본 논문은 INS/vSLAM 통합 항법 시스템의 성능 향상을 위한 기초 연구로써, 비전 센서의 영상처리 성능을 향상을 위한 알고리즘 개발에 목표를 두고 있다. 비전센서의 영상처리 알고리즘으로 SIFT 알고리즘을 사용하였으며, SIFT 알고리즘의 특징점 정합 성능을 개선하기 위해 특징점 정합 필터를 적용하였다. 본 논문에서 제안한 알고리즘을 이용하여 기존의 SIFT 알고리즘을 파라미터 조절한 경우보다 향상된 결과를 얻을 수 있었다. 차후 실시간 통합 항법 시스템에 적용하기 위해서 알고리즘의 속도를 향상시키는 작업이 필요하다.

Key Words : SIFT(크기 불변 특징 변환), Matching filter(정합 필터), Feature(특징), Image processing(영상 처리), Navigation(항법)

1. 서 론

최근 정확한 항법 정보 획득을 위해 GPS/INS 통합 시스템이 널리 사용되고 있다. INS와 GPS의 통합 시스템은 비교적 정확하고 신뢰할만한 결과를 주지만, 주기적인 항법 보정 정보를 GPS에 전적으로 의존하므로 GPS 가용 불가능한 지역에서는 사용에 제한이 따른다. 이러한 상황에

서 INS와 비전센서의 결합은 좋은 대안이 될 수 있다. 비전 센서는 GPS와 달리 자체적으로 정보를 제공하는 센서이므로 주위 환경에 크게 영향을 받지 않고 위치 및 자세 계산에 필요한 풍부한 정보를 제공한다. 또한 INS는 고기동에서 짧은 주기 동안에 항체의 상태를 추정하는데 이상적이고, 비전센서는 긴 주기의 상태 추정에 적합하므로 서로 보완 가능한 좋은 조합이 될 수 있다[6]. 본 논문의 목적은 vSLAM (vision-based Simultaneous Localization And Mapping)에서 사용할 영상 정보의 품질을 극대화하는 것이다. 따라서 INS/vSLAM 통합 항법 시스템의 성능 향상을 위한 선행 연구로 비전 센서만을 사용하여 항체의 상대 위치를 추정하는 알고리즘을 구

† 2009년 4월 20일 접수 ~ 2009년 7월 26일 심사완료

* 정희원, 건국대학교 항공우주정보시스템공학과 대학원

** 정희원, 건국대학교 항공우주정보시스템공학과

교신저자, E-mail : younglee@konkuk.ac.kr

서울시 광진구 화양동 1번지

현하였다[9].

비전 센서를 이용하여 항체의 상대 위치를 추정하기 위해서는 이미지의 특징점을 추출하여 추적하고 그 정보를 이용해야 한다. 지금까지 항법에 많이 사용된 기존의 Harris Conner Detector, Suzan, KLT (Kanade-Lucas-Tomasi) 등 여러 특징점 추적 알고리즘은 비교적 단순한 이미지에서는 좋은 성능을 보이지만, 주변에서 흔히 볼 수 있는 복잡한 이미지에 대해서는 성능을 보장할 수 없다는 단점이 있다[10,11,12]. 본 논문에서는 이러한 점을 극복하기 위해 상대적으로 복잡한 이미지 환경에서 안정적인 추적이 가능하도록 하는 SIFT(이하 Scale Invariant Feature Transform) 알고리즘 기반의 개선된 영상 항법 기초 연구를 수행하였다. 제시된 알고리즘은 기존 SIFT를 확장하여 불순한 특징점 정보를 제거하기 위한 특징점 정합 필터를 새롭게 결합하였다. 나아가 상대 위치 추정 시험을 통해 성능을 검증함으로써, 비정형 환경에서도 강인한 항법 보조 센서로서의 적용 가능성을 타진하였다.

II. SIFT 알고리즘

1999년 David G. Lowe에 의해 제안된 SIFT (Scale Invariant Feature Transform)는 크기와 회전 변화에 강인한 알고리즘으로 최근 디지털 영상 처리 분야에 많이 적용되고 있다. SIFT의 수행 단계는 그림 1과 같이 특징점을 찾는 부분과 선별된 특징점의 Descriptor를 찾는 두 단계로 구분된다[1].

2.1 Detector

SIFT 알고리즘의 기본 아이디어는 그림 2와 같이 크기가 조정된 이미지의 피라미드에서 반복되는 점을 찾는 것이다. 크기와 회전 변화에 강인한 특징점을 찾기 위해 이미지 피라미드의 각 옥타브에서 Scale-space를 구성한다.

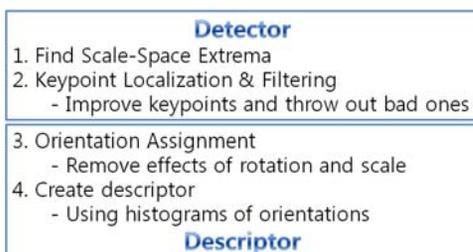


그림 1. SIFT 구현 단계

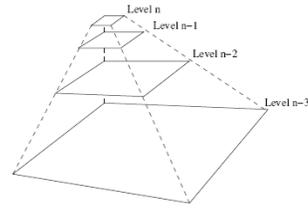


그림 2. 이미지 피라미드와 옥타브

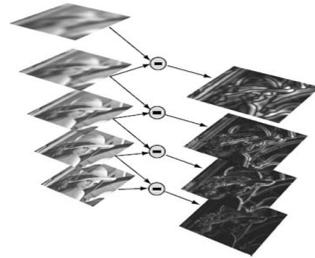


그림 3. Difference-of-Gaussian 이미지

각 Scale-space에서 그림 3의 왼쪽 부분과 같이 가우시안 블러링 이미지를 생성하고 이의 차분을 통해 DoG (Difference-of-Gaussian) 이미지를 생성한다. 여기서 DoG 함수는 식 (1)과 같이 각 Scale에 해당하는 가우시안 함수를 이미지와 컨볼루션한 것의 차로 표현할 수 있으며, 가우시안 함수는 식 (2)와 같다[2].

$$\begin{aligned} D(x, y, \sigma) &= (G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma)) * I(x, y) \\ &= L(x, y, k\sigma) - L(x, y, \sigma) \end{aligned} \quad (1)$$

$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma^2}} \quad (2)$$

Scale-space 이미지에서 각 픽셀의 DoG 값은 이미지 블러링의 차이를 나타낸다. 그러므로 Dog 값의 극대값과 극소값은 이미지에서 특징점이 될 수 있는 좋은 후보군이다. 그림 4와 같이 Scale 2의 별 모양의 픽셀을 기준으로 이웃한

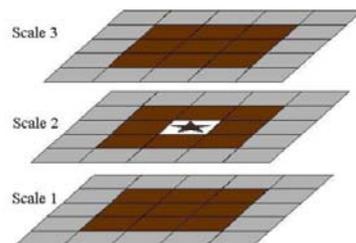


그림 4. Scale-space 극값

Scale의 26개 픽셀을 서로 비교하여 DoG 값의 극대와 극소값을 찾는다.

Scale-space 극값을 이용하여 앞서 구한 후보군은 주변 픽셀에 비해 상대적으로 강인한 특징점이 될 수 있다. 하지만 전체적인 명암 대비(contrast)가 떨어지거나 모서리가 아닌 에지(edge) 상의 점들을 포함하고 있기 때문에 이에 대한 여과(filtering)가 필수적이다.

SIFT 알고리즘은 일정 임계값(threshold)과 DoG 값의 비교를 통해 낮은 명암 대비를 갖는 후보들을 제거하고, 식 (3)과 같은 Hessian 행렬을 통해 특징점 후보군을 한번 더 여과한다. 식 (3)에서 Tr과 Det는 각각 행렬의 trace와 determinant를 나타낸다[7].

$$H = \begin{bmatrix} D_{xx} & D_{xy} \\ D_{xy} & D_{yy} \end{bmatrix} \rightarrow \frac{Tr(H)^2}{Det(H)} < \frac{(r+1)^2}{r} \quad (3)$$

2.2 Descriptor

앞에서 DoG 이미지로부터 후보군을 추출하고 이를 여과하여 특징점들을 결정하였다. 본 절에서는 이미지 간의 정합(matching)에 사용하기 위하여 추출된 특징점들의 descriptor를 구성한다. 특징점의 descriptor는 gradient 벡터의 magnitude와 orientation으로 구성된다. gradient 벡터는 식 (4)와 같이 대상 픽셀과 인접한 픽셀을 통해 얻을 수 있으며, 그것의 magnitude와 orientation은 각각 식 (5), (6)과 같이 계산할 수 있다.

$$\text{Gradient Vector} = \begin{bmatrix} L(x+1, y) - L(x-1, y) \\ L(x, y+1) - L(x, y-1) \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$m(x, y) = \sqrt{(L(x+1, y) - L(x-1, y))^2 + (L(x, y+1) - L(x, y-1))^2} \quad (5)$$

$$\theta(x, y) = \tan^{-1}((L(x, y+1) - L(x, y-1)) / (L(x+1, y) - L(x-1, y))) \quad (6)$$

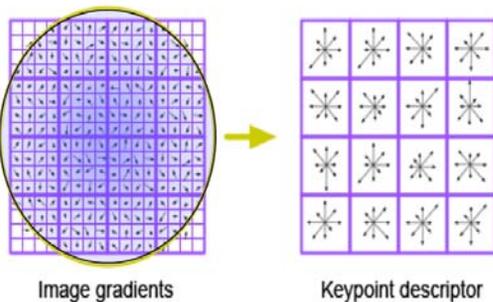


그림 5. Keypoint descriptor의 정규화

초기에 36개의 각도로 표현된 orientation은 그 빈도수가 가장 높은 각도를 기준으로 정규화(normalizing)하여 회전에 무관한 orientation으로 변환된다. 그것은 다시 8개의 각도로 통합하고 그것을 히스토그램으로 만들어 한 영역의 descriptor로 사용한다. 그림 5는 최종적으로 4X4의 영역에서 8개의 각도로 구분된 하나의 descriptor를 나타낸다. 즉, 특징점 하나에 대한 descriptor는 128 (=4X4X8) 차원으로 구성된다[8].

III. 특징점 정합 필터 SIFT 알고리즘

비전 정보를 항법에 이용하기 위해서는 이미지 프레임 간의 정합을 통한 특징점 추적을 해야 한다. 본 논문에서는 2장에서 언급한 내용을 바탕으로 SIFT 알고리즘을 구현하여 descriptor를 구성하고, 잘 알려져 있는 kd-tree 정합 알고리즘을 사용하여 descriptor 비교를 통해 이미지를 정합한다[2, 5]. 하지만 기존의 SIFT를 구현하여 이미지 정합을 수행하면 필요 이상의 특징점이 정합되고, 좋지 못한 정합 점(mis-matching point)들이 다수 존재한다.

이러한 문제는 SIFT 알고리즘과 kd-tree 알고리즘의 여러 파라미터 조절을 통해 일정 부분 해결할 수 있다. 하지만 이미지 환경에 따라 조절값과 그 정도가 달라져야 하기 때문에 현실적으로 다양한 환경에 즉각 적용할 수 없는 문제가 발생한다.

본 논문에서는 모든 이미지 환경에서 정확한 정합을 성능을 보장하기 위해 특징점 정합 필터를 구현하고 상대 위치 추정에 적용하였다.

3.1 파라미터 조절 방법

SIFT 알고리즘의 descriptor를 이용하여 특징점을 정합할 때 소수의 좋지 않은 정합점들(mis-matching points)이 발생하는 것은 불가피하다. 이러한 점들은 차후 상대 위치를 추정하거나 vSLAM에 적용할 때 항법 성능을 저하시키는 결정적인 요인이 된다.

일반적으로 좋지 못한 정합점들을 제거하기 위해 SIFT 알고리즘과 정합 알고리즘의 파라미터를 이미지 환경에 맞게 조절한다. 파라미터 조절 요소는 4가지이고 세부적인 사항은 아래와 같다.

◎ Tuning Point A

- 해당 DoG 값이 주변 픽셀값보다 일정 수치 이상 크지 않으면 제거한다.

◎ Tuning Point B & C

- Strength threshold와 Edge threshold를

표 1. 4가지 파라미터 조절 요소에 의한 영향

	A	B	C	D
Local Extrema Extract	●	●		
Contrast		●		
Edge Point			●	
Matching Performance				●
Number of Keypoint	●	●	●	
Number of Matched Keypoint				●

정하여 특징점 제거 필터를 형성한다.

◎ Tunintg Point D

- Target Descriptor와 정합할 이미지의 다른 특징점들의 Descriptor를 비교하여 차이를 보이지 않으면 정합하지 않는다.

표 1은 4가지의 파라미터 조절 요소가 정합 결과에 미치는 영향을 나타낸 것이다. 파라미터 조절 방법은 이미지의 특징점 개수 조절과 정합 성능을 향상시키는 것이 가능하지만, 다수의 좋은 정합 점들도 의도하지 않게 제거될 수 있고, 이미지 프레임의 밝기, 크기, 회전 등 여러가지 외부 요인에 따라 파라미터 조절의 수준이 달라져야 한다는 단점이 있다.

3.2 특징점 정합 필터

INS/vSLAM의 통합 항법 시스템에 특징점 추적 알고리즘을 실시간으로 적용하기 위해서는 이미지의 상태 및 환경 변화에 강인해야 한다. 원래의 SIFT 알고리즘과 kd-tree를 통한 특징점의 정합은 이러한 성능을 보장하지 못하기 때문에 앞 절에서 파라미터 조절 방법을 적용하였다. 하지만 이는 이미지 환경 변화에 적용하지 못하고, 잘못 정합된 점들을 완전히 제거할 수 없다.

따라서 본 논문에서는 이러한 방법을 배제하고 어떤 이미지 환경에서도 좋은 정합 성능을 보장하고 잘못 정합된 점들을 완전히 제거할 수 있는 특징점 정합 필터를 제안하였다. 차후 특징점 정합 필터를 적용한 SIFT와 파라미터 조절 방법을 적용한 SIFT의 상대 위치 추정을 통해 특징점 추적 성능을 비교하였다.

그림 6은 정합 성능 향상을 위한 알고리즘의 개념도이다. 특징점 정합 필터는 정합된 점들의 상대적인 각도 비교를 통해 각 변화가 큰 정합 점들을 본래의 정합에서 제외시키는 방법이다. 알고리즘 구현 절차는 아래와 같다.

1) Frame 1과 Frame 2를 그림 6과 같이 배치한다.

2) Frame 1과 Frame 2에서 각각 구한 descriptor 비교를 통해 정합 성능이 가장 좋은 정합 점 n 개의 쌍 (pair)을 추출한다.

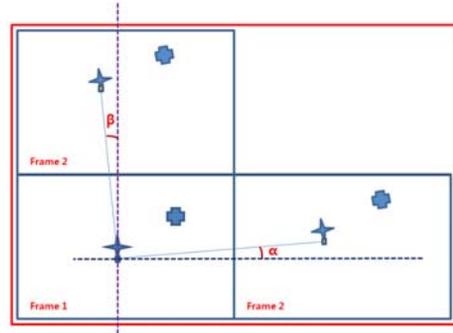


그림 6. Matching Filter Algorithm 개념도

3) 추출한 정합 점에서 그림 6과 같이 각각 기하학적인 각도 α 와 β 를 구한다.

4) n 개의 (α, β) 를 서로 비교하여 통계적으로 우세한 쌍의 각도 범위를 벗어난 쌍들을 제거한다.

5) 남은 쌍의 (α, β) 를 평균하여 특징점 정합 필터에 사용할 threshold (α_t, β_t) 를 결정한다.

6) 모든 정합 점들을 threshold (α_t, β_t) 와 비교하여 각도 차이가 큰 정합 점들을 제거한다.

그림 7은 실험에 사용한 대상 이미지이다. 항체가 움직일 수 있는 일반적인 비정형 환경 (unstructured environment)을 고려하는 알고리즘의 특성에 따라 그림과 같이 복잡한 이미지를 사용하였다.

그림 8은 특징점 정합 필터를 적용하기 전과 후의 이미지 정합 수행 결과를 비교한 것이다. 연속된 프레임에서 임의의 이미지를 추출하여 수행한 결과이며, 이를 통해 특징점 정합 필터가 적용된 알고리즘은 대상이 복잡한 이미지 임에도 파라미터의 조절 없이 좋은 정합 점만을 선별하여 정합을 수행 가능하다는 것을 알 수 있다. 또한 파라미터 조절 방법을 적용한 SIFT의 경우 여전히 소수의 잘못된 정합점을 포함하고 있으나, 특징점 정합 필터 적용 후에는 모두 제거되었다.



그림 7. 실험에 사용한 대상 이미지

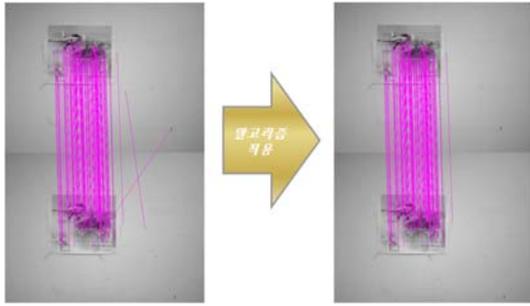


그림 8. 특징점 정합 필터 적용 전과 후의 정합 수행 결과

IV. 특징점 정합 필터 결합 SIFT를 이용한 상대 위치 추정

특징점 정합 필터 SIFT 알고리즘을 통해서 선별된 정합 점들의 정보를 효율적으로 획득할 수 있다. 그림 9는 이를 이용하여 구성한 항체의 상대 위치 추정 알고리즘의 개념도이다. 비전 센서만을 사용하여 위치를 추정하기 위해 카메라와 대상의 거리 L 은 일정하게 유지하였으며, 사전에 카메라와 고정된 프레임을 통해 카메라의 Focal Length (FL)를 계산하였다[3].

그림 9에서 프레임 1과 2는 각각 이미지의 이전 프레임과 현재 프레임을 나타낸다. 프레임이 이동하면서 카메라가 그림과 같이 이동하였으며, 현재 프레임을 기준으로 별 모양의 특징점은 카메라와 반대 방향으로 이동한 것처럼 보인다. 여기서 a 는 카메라 픽셀 상에서 특징점의 이동 변위를 나타내고, x 는 그에 비례한 프레임 상에서 특징점의 실제 이동 변위를 나타낸다.

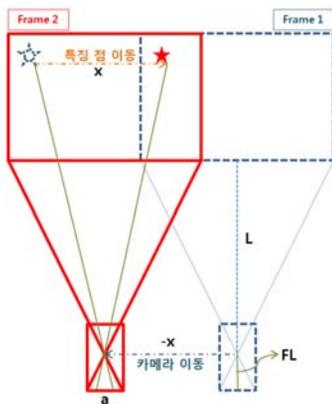


그림 9. 정합된 특징점을 이용한 상대 위치 추정 개념도

$$a : FL = x : L \tag{7}$$

$$a = k \times d \tag{8}$$

(k : pixel size, d : displacement of feature)

상대 위치 추정을 위해 필요한 것은 카메라의 이동 변위이다. 이것은 식 (7)과 같은 비례식을 통해 계산할 수 있으며, 계산된 특징점의 이동 변위 x 와 카메라의 이동 변위는 반대이기 때문에 카메라의 상대 위치는 $-x$ 로 보정된다. 여기서 픽셀 상의 특징점의 이동 변위 a 는 식 (8)과 같이 계산 가능하다.

V. 3축 카테시안 로봇을 이용한 성능 시험

5.1 실험 환경

특징점 정합 필터를 적용한 SIFT 알고리즘의 성능 검증을 위해 비전 센서와 기준 궤적을 제공하는 3축 카테시안 로봇을 사용하였다. 또한 실험을 통해 각 이미지 프레임을 획득한 후 후처리(post process) 방식으로 알고리즘을 적용하였다.

실험에 사용된 비전 센서는 그림 10 (좌)과 같다. BASLER 사의 A601f 모델이며, 640×480의 모노 타입의 카메라이다. 픽셀 크기는 9.9 μ m×9.9 μ m 이고, 통신 방식은 IEEE 1394이다.

3축 카테시안 로봇은 3차원 위치 정보를 제공하며, 로봇의 반복위치 정밀도는 0.02mm이다. 그림 10 (우)에서 표시된 것은 로봇의 각 축별 최대 이동 범위를 나타낸다. 비전 센서 단독으로 항체의 상대 위치를 측정하기 위해 로봇을 벽면으로부터 약 2.1m 떨어진 지점에 설치하고 비전 센서가 벽면을 향하도록 하였다.

실험은 3축 카테시안 로봇의 x 축을 일정 거리로 유지하고, y - z 평면 상의 반지름이 0.25m인 2차원 원 궤적을 3회 회전하도록 하였다. 실험 시간은 약 30초 정도이고, 비전 센서에 의한 이미지 왜곡과 실험 장비 설치 시의 위치 오차는 무시할 만큼 작다고 가정하였다[3].

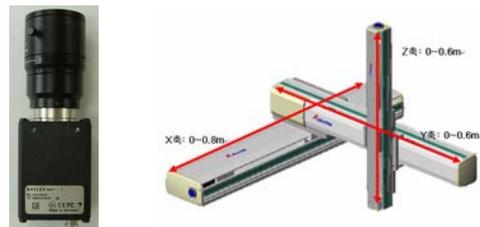


그림 10. 비전 센서 (좌)와 3축 카테시안 로봇(우)

5.2 실험 결과

본문에서 사용한 상대 위치 추정 방법은 일반적인 항법과 달리 특징점의 위치 정보만을 이용하였다. 그러므로 다수의 특징점 추적 결과는 상대 위치 추정 성능에 결정적으로 작용한다. 특징점 추적 알고리즘으로 KLT와 파라미터를 조절한 SIFT, 특징점 정합 필터를 적용한 SIFT를 각각 적용하여 비교하였다.

KLT는 특징점 추적에 사용하는 일반적인 알고리즘으로 비교적 빠른 연산 수행과 특징점 추적 성능이 보장된 알고리즘이다. 이미지를 여러 개의 정사각형 형태의 윈도우 (Window)로 나누고 윈도우 내에서 X, Y 방향의 명암 변화율 계산을 통해 특징점을 선정한다. 여기서 사용한 알고리즘은 특징점 추적 과정에서 파티클 필터를 적용하여 기존 KLT의 성능을 향상시켰다[4].

그림 11은 이미지 환경 변화에 따른 다수의 특징점을 추적한 결과를 나타낸다. KLT는 카메라의 이동에 따라 이미지의 환경이 변하면서 특징점이 다수 소실되는 것을 확인할 수 있다. SIFT를 적용한 결과는 대다수의 특징점이 이미지의 환경 변화에 영향을 받지 않지만 소수의 특징점이 기존의 것과 많은 오차를 보인다. 반면 특징점 정합 필터를 적용한 결과에서는 기존 SIFT에서 추적한 오차가 큰 특징점이 제거된 것을 볼 수 있다.

그림 12는 상대 위치 추정 결과이다. 2차원의 파선 (dash line) 원 궤적은 3축 카테시안 로봇의

기준 궤적이고, 기준 원 궤적에서 크게 벗어난 나선형의 궤적은 KLT를 이용한 상대 위치 추정 결과이다. KLT의 결과에서 카메라가 기준 원 궤적의 우측 반원 부분을 이동할 때 상대 위치 추정 결과가 매우 악화되는 것을 확인할 수 있다. 이는 실험 수행 시 이미지의 우측에서 발생하는 조명 변화와 카메라와 대상 이미지까지의 거리 변화로 인해 생기는 카메라의 초점 변화 때문이며, 해당 부분에서 특징점 추적 과정을 관찰을 통해 그림 11의 KLT 결과와 같이 매우 많은 수의 특징점이 소실되는 것을 확인하였다. 이는 KLT에서 흔히 보이는 좋지 않은 특성이다. 이에 비해 기존의 SIFT와 특징점 정합 필터를 적용한 알고리즘의 결과는 위와 같은 환경 변화에 매우 강인한 특징점 추적 결과를 보여준다.

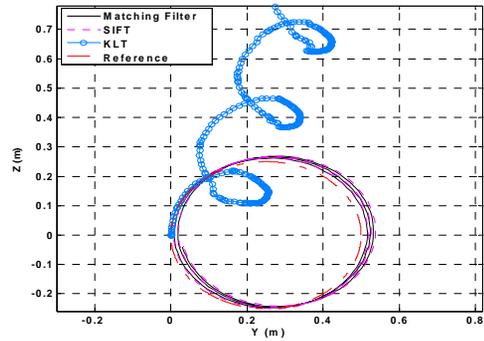


그림 12. 상대 위치 추정 결과

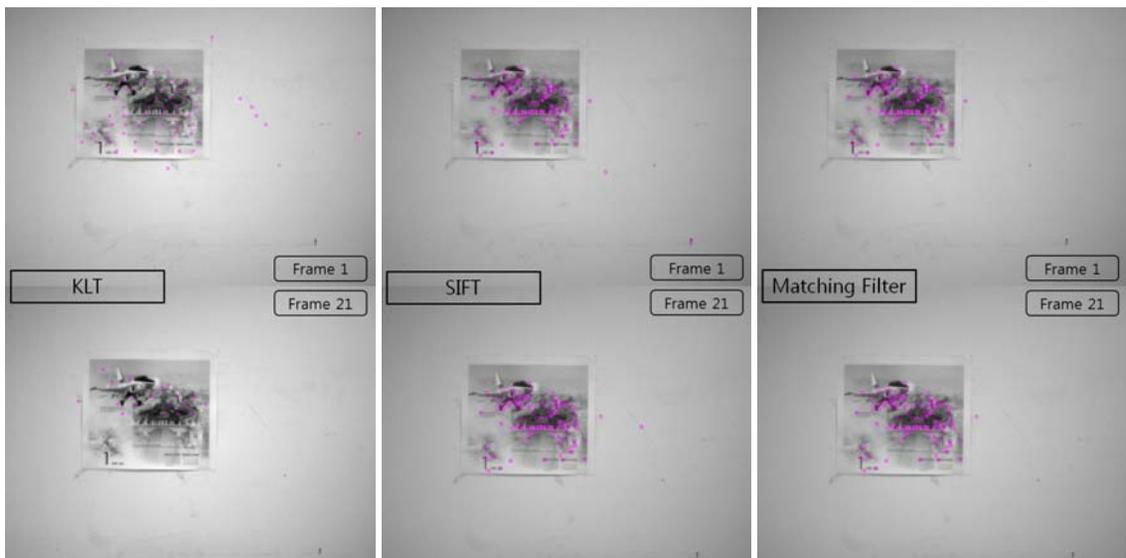


그림 11. 이미지 환경 변화에 대한 특징점 추적 결과

그림 8에서 볼 수 있듯이 특징점 정합 필터를 적용하기 전의 결과는 소수의 잘못된 정합점을 포함한다. 이는 본 논문에서 제시한 방법처럼 특징점의 위치 정보만으로 상대 위치를 추정할 때 오차의 직접적인 요인이 되고, 이는 항체의 궤적을 결정하는 이미지 프레임의 복수 특징점 추적 성능 및 이미지 프레임 간의 정합 점 품질과 직접적인 관련이 있다. 그림 12의 특징점 정합 필터를 적용한 알고리즘의 상대 위치 추정 결과는 점선 (dot line)으로 보이는 파라미터를 조절한 기존 SIFT의 결과보다 기존 궤적에 더 가깝게 접근하는 것을 볼 수 있다.

항체의 상대적인 위치 추정은 전적으로 정합점의 좌표에 의존한다. 초기 원점을 기준으로 정합된 점의 좌표 변위를 누적하여 항법을 수행하였고 그에 따라 오차의 누적은 불가피하다. 그림 13은 KLT와 파라미터를 조절한 기존 SIFT, 특징점 정합 필터를 적용한 SIFT의 시간에 따른 상대 위치 오차를 나타낸 것이다. 항법 수행 결과와 유사한 형태로 시간이 지날수록 오차가 발산하지만, 본 논문에서 제시한 알고리즘이 상대적으로 더 작은 오차 발산 특성을 갖는 것을 확인할 수 있다.

표 2는 그림 13에서 상대 위치 추정 오차를 수치적으로 분석한 것이다. 오차의 평균과 표준편차를 통해 KLT와 SIFT보다 특징점 정합 필터를 적용한 SIFT의 성능이 좋은 것을 확인할 수 있으며, 누적 오차 특성에 의해 시간이 지날수록 성능의 격차가 커진다는 것을 쉽게 유추할 수 있다.

표 2. 상대 위치 오차 분석

	평균(m)	표준편차(m)
KLT	0.1672	0.2030
SIFT	0.0065	0.0175
Matching Filter	0.0054	0.0161

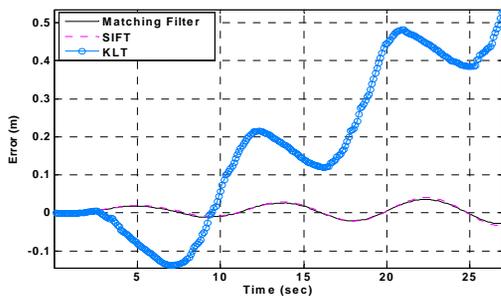


그림 13. 상대 위치 추정 오차

본 논문에서는 파라미터를 조절한 기존 SIFT 알고리즘과 특징점 정합 필터를 적용한 SIFT 알고리즘의 직접적인 비교를 위해 INS, GPS 등의 기타 항법 센서들을 사용하지 않고 항법을 수행하였다. 따라서 실험을 수행할 때 아래와 같은 가정이 수반되었다.

가정 1) 카메라와 대상 이미지 사이의 시선 방향 (X축)거리는 일정하다.

가정 2) 카메라의 자세는 변하지 않고 카메라의 자세는 항상 대상 이미지와 평행하다.

위의 가정에서 언급한 카메라에서 대상 이미지까지의 거리 및 카메라의 초기 자세는 카메라의 초기 정렬 시 경험적으로 위치하여 측정하였다. 그로 인해 카메라의 이미지 프레임에 대응하는 실제 대상 이미지의 왜곡이 존재한다. 이는 카메라가 지면과는 비교적 평행을 유지하지만, 카메라의 초기 방위각 정렬 오차로 인해 대상 이미지 좌측과 우측의 프레임 크기 오차가 약 1~2% 정도 발생한다. 그림 12에서 2차원 원 궤적이 시간이 지날수록 우측으로 바이어스가 발생하는 현상이 이에 해당한다.

SIFT는 이미지의 크기 변화와 회전에 강인하지만 일반적인 복잡한 이미지 프레임에 대한 알고리즘 수행시 잘못된 정합 점을 많이 검출한다. 하지만 본 논문에서 제안한 특징점 정합 필터를 적용하면, SIFT의 장점을 유지하면서 잘못된 정합 점을 제거하는 장점을 갖는다. 따라서 차후 INS, GPS 등의 항법 센서와 통합하고 카메라의 자세 변화를 고려하여 3차원 항체 위치를 추정한다면, 제안된 알고리즘의 성능이 더욱 부각될 수 있다.

VI. 결 론

본 논문은 INS/vSLAM 통합 시스템의 항법 성능 향상을 위한 선행 연구로써, 비전 센서만을 사용하여 항체의 상대 위치를 추정하는 알고리즘을 구현하였다. 복잡한 이미지의 회전과 크기 변화에서도 성능이 보장된 SIFT 알고리즘을 기반으로 이미지의 주변 환경에도 강인한 특징점 정합 필터를 구현하여 이미지의 복수 특징점 추적 성능을 향상시켰다. 특징점 정합 필터는 좋지 못한 이미지 정합을 모두 제거하고 품질이 좋은 특징점만을 정합시킨다. 이는 통합 항법 시스템에 적용 시 매우 좋은 이점이 될 수 있다. 하지만 본 논문에서 구현된 알고리즘의 검증은 후처리 방식으로 진행되었으며, 실시간 시스템에 적용하기

위해 연산 속도를 향상시켜야 한다. 추후 이점을 보완하여 항법 시스템에 탑재하여 실제 외부 환경에서의 실험을 통해 검증할 계획이다. 또한 INS/vSLAM 통합 시스템에 적용하고, 추가적으로 다른 여러가지의 항법 센서와의 통합에 응용하여 항법 성능을 향상시킬 것이다.

후 기

본 연구는 지식경제부 항공우주부품기술개발사업 (KASR2007-기-1)의 지원에 의해 수행 되었으며, 이에 감사드립니다.

참고문헌

- 1) David G. Lowe, "Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints", *International Journal of Computer Vision*, 2004.
- 2) 정재진, "Scale Invariant Feature Transform 을 이용한 눈동자 영역 추출", 정보기술연구소 논문집, 제 14권 제 1호, 2006, pp. 81~85.
- 3) 윤석창, "단일 카메라를 이용한 INS/vSLAM 통합시스템의 구성 및 상대위치추정 성능시험", 건국대학교 석사학위 청구논문, 2009.
- 4) 원대희, "비전센서 기반의 SLAM 기술을 이용한 DR 성능 향상", 건국대학교 석사학위 청구 논문, 2008.
- 5) Bentley, J. L., "K-d Trees for Semidynamic Point Sets", *SCG '90: Proc. 6th Annual Symposium on Computational Geometry*, 1990, pp. 187 - 197.
- 6) Fraz M. Mizaei and Stergios I. Roumeliotis, "A Kalman Filter-Based Algorithm for IMU-Camera Calibration : Observability Analysis and Performance Evaluation", *IEEE Transactions on Robotics*, Vol. 24, No.5, October 2008.
- 7) Krystian, Mikolajczyk, and Cordelia Schmid, "Scale & Affine Invariant Interest Point Detectors", *International Journal of Computer Vision*, Vol.60, No.1, pp. 63-86, January 2004.
- 8) Krystian, Mikolajczyk, and Cordelia Schmid, "A Performance Evaluation of Local Descriptors", *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.27, No.10, October 2005.
- 9) Xiang Wang and Hong Zhang, "Good Image Features for Bearing-only SLAM", *Proceedings of the 2006 IEEE/RSJ, International Conference on Intelligent Robots and Systems*, October 9 - 15, 2006, Beijing, China, pp. 2576~2581.
- 10) C. Tomasi and T. Kanade, "Detection and Tracking of Point Features", *Carnegie Mellon University, Tech. Report CMU-CS-91-132*, April 1991.
- 11) S.M. Smith and J.M. Brady, "SUSAN - a new approach to low level image processing", *Int. Journal of Computer Vision*, Vol.23(1), pp. 45-78, May 1997.
- 12) P. Tissainayagam and D. Suter, "Assessing the Performance of Corner Detectors for Point Feature Tracking Applications", *Image and Vision Computing*, Volume 22, Issue 8, Pages 663-679, August 2004.