

# 영상유도수술을 위한 광학추적 센서 및 관성항법 센서 네트워크의 칼만필터 기반 자세정보 융합

## Kalman Filter Based Pose Data Fusion with Optical Tracking System and Inertial Navigation System Networks for Image Guided Surgery

오 현 민\* · 김 민 영†  
(Hyun Min Oh · Min Young Kim)

**Abstract** - Tracking system is essential for Image Guided Surgery(IGS). Optical Tracking System(OTS) is widely used to IGS for its high accuracy and easy usage. However, OTS doesn't work when occlusion of marker occurs. In this paper sensor data fusion with OTS and Inertial Navigation System(INS) is proposed to solve this problem. The proposed system improves the accuracy of tracking system by eliminating gaussian error of the sensor and supplements the disadvantages of OTS and IMU through sensor fusion based on Kalman filter. Also, sensor calibration method that improves the accuracy is introduced. The performed experiment verifies the effectualness of the proposed algorithm.

**Key Words** : Surgical navigation system, Optical tracking system, Sensor fusion, Occlusion, Kalman filter

### 1. 서 론

최소침습수술(Minimally Invasive Surgery: MIS)은 최소한의 피부절개로 작은 수술도구를 이용하여 수술을 진행하는 방법이다. MIS는 기존의 개방수술과 비교하여 수술 중 출혈, 수술 후 통증, 후유증이 적고 회복기간이 짧은 등 여러 면에서 좋은 결과를 보인다. 따라서 MIS를 위한 수술도구 및 수술로봇의 개발로 적용범위가 확대되고, MIS의 선호도가 높아지는 추세이다[1-3]. 하지만 MIS는 내시경 카메라로 촬영된 영상을 통해 수술이 시행됨으로 입체감과 촉감을 느낄 수 없다는 단점이 있다. 따라서 MIS는 보편적으로 수술용 내비게이션시스템을 이용한 영상유도수술(Image Guided Surgery: IGS)로 진행이 된다[4]. 수술용 내비게이션시스템은 사전에 획득한 CT나 MRI영상을 수술대 위의 환자와 정합하고 수술도구와 환자의 위치관계로부터 수술 중 위험이나 스케줄을 알려주는 시스템이다. 이러한 수술용 내비게이션시스템에서 환자와 수술도구의 위치 및 자세 측정을 위한 수술용 추적기는 필수적인 구성요소이고 수술용 추적기의 성능이 수술용 내비게이션 시스템의 성능을 좌우한다. 이러한 수술용 추적기로 정확도가 높고 사용이 편리한 광학추적기(Optical Tracking System: OTS)를 널리 사용한다. OTS는 스테레오 카메라 기반의

3차원 측정 장비와 기하를 알고 있는 마커로 구성된다. 이러한 카메라 기반 시스템의 문제점은 마커가 카메라의 시야각 밖으로 나가거나 다른 물체에 의해 가려질 경우 측정이 불가능하다는 것이다. 이러한 문제를 occlusion이라고 한다. 또한 영상처리시간이 길어 측정주파수가 낮다. 이러한 문제를 해결하기위한 연구동향은 크게 두 가지로 나눌 수 있다. 첫 번째는 자기장 추적기와 관성항법장치(Inertial Navigation System: INS)의 정보를 융합한 시스템이다[5, 6]. 자기장 추적기는 occlusion이 발생하지 않지만, 정확도가 떨어지고 전자기기나 금속 물질의 영향을 많이 받아 잡음이 크다는 특징이 있다. 이러한 문제점 보완을 위해 INS와 정보융합을 통해 안정성을 높인다. 하지만 이 경우 사용하는 두 센서 모두 정확도가 떨어지기 때문에 정밀한 수술에서는 사용이 부적합하여 적용 가능한 수술 분야가 한정적인 문제가 있다. 다음으로 OTS와 INS의 정보를 융합한 시스템이다[7, 8]. 표 1에 나타난 바와 같이 INS는 OTS와 다소 상반된 특징을 가진다. 따라서 이 경우 두 센서의 정보융합을 통해 상호보완적으로 사용하기에 적합하다고 할 수 있다.

### 표 1 OTS와 INS의 특징

Table 1 Characteristics of OTS and INS

	장점	단점
OTS	<ul style="list-style-type: none"><li>높은 정확도</li><li>쉬운 사용법</li></ul>	<ul style="list-style-type: none"><li>한정된 측정역역</li><li>Occlusion</li><li>낮은 측정주파수</li></ul>
INS	<ul style="list-style-type: none"><li>측정 영역제한 없음</li><li>높은 측정주파수</li></ul>	<ul style="list-style-type: none"><li>낮은 정확도</li><li>DC bias에 의한 발산</li></ul>

† Corresponding Author : School of Electronics Engineering, Kyungpook National University, Korea

E-mail: minykim@knu.ac.kr

\* School of Electronics Engineering, Kyungpook National University, Korea

Received : December 1, 2016; Accepted : December 16, 2016

OTS와 INS의 정보융합은 occlusion이 발생하지 않았을 경우 두가지 센서를 모두 이용하여 추적을 하고 occlusion이 발생하면 INS만 이용하여 추적을 하는 방식이다. INS만으로 추적할 때 발산오차를 최소화하는 것이 중요하다. 이러한 융합 시스템을 구성하기 위해서 두 센서간의 좌표계를 보정하는 과정이 필요하다. 대부분의 연구들은 OTS의 좌표계와 INS의 지구좌표계(North East Down) 사이의 관계를 정의하게 된다. 따라서 좌표계 보정이 이루어지면 OTS를 이동할 수 없다. 수술 상황에 따라 OTS의 위치를 바꾸게 되면 좌표계 보정 해줘야 하고 의도하지 않게 OTS가 움직이게 될 경우 시스템의 정확도에 큰 문제가 발생한다.

다음 장에서 제안하는 시스템은 칼만필터 기반의 OTS와 INS 융합 시스템으로, 좌표계 보정 이후 OTS를 이동하여도 추가적인 보정 없이 사용할 수 있는 방법과 occlusion이 발생해도 자세 추적을 지속하는 방법이다. 센서 융합을 위해 센서의 측정값들을 하나의 좌표계로 통일하여 자세와 위치를 계산하는데 이 과정에서 마커의 자세정보가 관여하게 된다. 또한 환자나 수술도구에 마커를 고정하여 환자나 수술도구의 위치를 추정하게 되는데 위치 오차의 경우 오차가 그대로 적용되지만 각도 오차의 경우 환자나 수술도구의 크기에 비례하여 오차도 늘어나기 때문에 정확도에 더 큰 영향을 미친다. 따라서 본 논문에서는 위치추정에 앞서 자세 측정방법을 소개한다.

2. OTS와 INS의 센서정보융합시스템

기존의 연구에서 사용한 하드웨어 시스템은 OTS의 마커에 INS를 고정하는 시스템이다. INS는 자이로센서와 가속도계를 함께 포함하고 있는 장치로 각속도와 가속도를 측정할 수 있다. 하지만 가속도계가 출력하는 값에는 중력가속도가 포함되어 있다. 따라서 가속도계 사용 전 이를 제거해야 한다. 이를 위해 OTS좌표계와 지구좌표계간의 좌표계보정이 필요하고, 이 과정을 수행한 이후부터는 OTS가 고정되어 있어야 한다. 이러한 문제를 해결하기 위해 제안 하는 시스템은 그림 1과 같다.

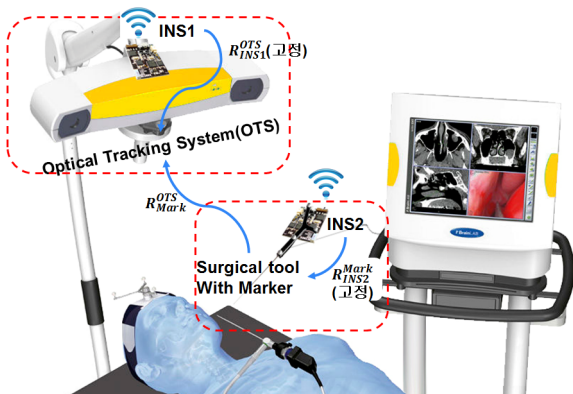


그림 1 제안하는 시스템의 하드웨어 구성  
Fig. 1 Hardware setup of proposed system

$R_A^B$ : A 좌표계에서 B 좌표계로 변환하는 회전행렬

기존 시스템과 차이점은 OTS에 추가적으로 INS1을 고정한 것이다. INS1은 지구좌표계를 대신하여 INS2의 기준 좌표계 역할을 하게 된다. 제안하는 방법의 전체 흐름도는 그림 2와 같다.

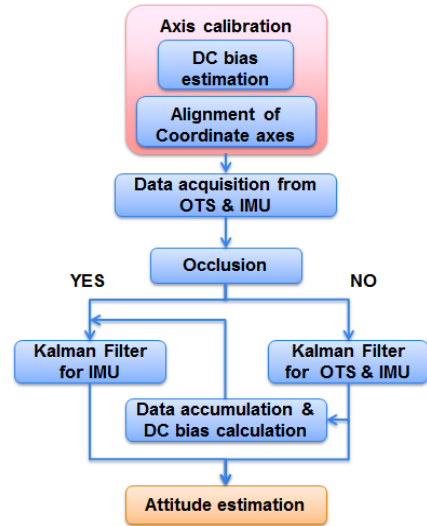


그림 2 제안하는 시스템의 흐름도  
Fig. 2 Diagram of proposed system

제안하는 시스템은 추적을 하기에 앞서 센서간의 관계를 정의하는 센서보정과정을 선수한다. 이후 센서의 측정값으로부터 occlusion의 유무에 따라 칼만필터 모델과 입력을 다르게 적용하여 최적의 자세를 추정한다.

2.1 센서 보정

2.1.1 좌표계 보정을 위한 가속도계 DC bias 제거

센서 간 좌표계보정을 위해 INS에 포함되어있는 가속도계를 이용한다. 하지만 INS에는 반도체의 전기적 특성으로 인해 출력 신호에 DC bias를 포함하고 있다. 따라서 좌표계 보정의 정확도를 높이기 위해 DC bias를 제거해야 한다. 이 과정에서는 가속도계의 각 축별 DC bias는 독립적이고 고정된 값을 가진다고 가정한다. 정지자세에서 가속도계는 DC bias와 중력가속도를 출력한다. 따라서 가속도계 출력과 DC bias간의 관계를 식 (1)과 같이 나타낼 수 있다.

$$\sqrt{(a_x - a_{b_x})^2 + (a_y - a_{b_y})^2 + (a_z - a_{b_z})^2} = 1g_0 \tag{1}$$

$a_x, a_y, a_z$ 는 가속도계의 출력,  $a_{b_x}, a_{b_y}, a_{b_z}$ 는 가속도계 각 축의 DC bias를 의미한다. 식 (1)에서 보는 바와 같이 이는 반구의 식임을 알 수 있다. 따라서 4개 이상의 서로 다른 정지자세에서 가속도계 측정값을 사용하면 구 피팅을 통해 DC bias추정이

가능하다. 단 단일축을 회전하여 얻은 측정값을 사용할 경우 구 피팅이 제대로 되지 않는다. 따라서 여러 축에 대한 회전이 필요하다.

### 2.1.2 센서 간 좌표계보정

좌표계 보정을 위해 수술방과 같은 영역에서 INS1과 INS2에 미치는 중력의 영향이 같다고 가정한다. 따라서 INS1, INS2의 가속도계 측정값을 OTS좌표계로 변환하면 두 값이 같게 되고 식 (2)와 같이 나타낼 수 있다.

$$R_{INS1}^{OTS} a_{INS1} - R_{Mark}^{OTS} R_{INS2}^{Mark} a_{INS2} = 0 \quad (2)$$

$a_{INS1}$ ,  $a_{INS2}$ 는 중력가속도로 정지자세에서 DC bias를 제거한 가속도 값이다.  $R_{Mark}^{OTS}$ 는 OTS의 출력으로 알 수 있고,  $R_{INS1}^{OTS}$ ,  $R_{INS2}^{Mark}$ 는 좌표계보정을 통해 구하고자 하는 값이다. 6개 이상의 서로 다른 정지자세에서 측정된 OTS와 가속도계의 출력값이 있으면 좌표계보정이 가능하다. 이 과정 역시 보다 정확한 값을 도출하기 위해 여러 축에 대한 회전이 필요하다.

## 2.2 자세추적을 위한 센서정보융합모델

칼만필터는 보편적으로 가우시안 노이즈 제거를 목적으로 하는 필터이다[9]. 또한 서로 다른 물리량 사이의 관계를 정의하기 쉬운 센서 융합 시스템에 적합한 필터이다. 칼만필터 기반의 센서 융합은 각 센서의 단점을 보완하고 센서의 가우시안 노이즈를 줄여 최적의 값을 도출할 수 있는 방법이다.

### 2.2.1 칼만필터 기반 정보융합모델

다중센서정보융합을 위한 칼만필터 모델은 여러 유형이 있다 [10-12]. 제안하는 시스템의 경우 수정된 개별 융합모델(Modified track to track fusion model)을 기반으로 모델링하였다. 수정된 개별 융합모델은 그림 3과 같이 센서의 예측과정은 일반적인 방

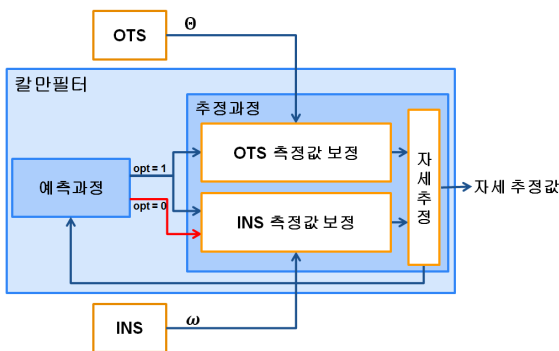


그림 3 칼만필터 기반 센서정보융합 모델  
Fig. 3 Sensor data fusion model based on Kalman filter

법으로 시행하고, 측정값이 입력되는 추정과정에서 실질적인 센서정보융합이 이루어지는 구조이다. 이는 다른 융합모델에 비해 연산량이 적고 제안하는 시스템과 같이 서로 다른 물리량을 측정하는 센서의 정보융합에도 추정성능이 좋다.

제안하는 융합모델은 occlusion이 발생하지 않았을 때에는 수정된 개별융합모델을 기반으로 OTS와 INS의 정보를 이용하여 자세추적이 이루어지고, occlusion이 발생할 경우 INS의 정보만으로 자세추정을 한다. INS로 자세추정을 하기 위해서 자이로센서의 DC bias 제거가 필수적이다.

예측과정은 이전의 정보를 이용하여 현재의 상태를 예측하는 과정이다. 식 (3)은 예측과정에 사용되는 시스템의 운동 방정식이다.

$$\theta_t^{OTS} = \theta_{t-1}^{OTS} + \Delta t C_{Ref} R_{INS2}^{OTS} \omega_{t-1}^{INS2} - \Delta t C_{Ref} R_{INS2}^{OTS} \omega_{bias}^{INS2} \quad (3)$$

$\theta$ ,  $\omega$ 는 각각 자세와 각속도를 나타내는 변수이다. 이 변수의 아래첨자 t, t-1은 시간의 전후관계를 나타내고, 위첨자는 해당 변수의 기준 좌표계를 나타낸다.  $\Delta t$ 는 단위 시간으로 센서의 측정시간이다.  $\omega_{bias}^{INS2}$ 는 INS2에 포함된 자이로센서의 DC bias를 나타낸다.  $\omega_{bias}^{INS2}$ 를 구하는 방법은 다음절에서 설명한다.  $C_{Ref}$ 는 각속도를 오일러각도 변화량으로 변환해주는 행렬이다. 식 (3)을 기반으로 칼만필터의 상태변환행렬을 정의하여 예측과정이 이루어진다.

추정과정은 센서로부터 측정된 값과 예측과정에서 나온 예측값을 비교하여 최종 추정값을 도출하는 과정이다. 식 (4)는 칼만필터의 추정과정에 사용되는 식이다.

$$\hat{x}_t = \bar{x}_t + K_t(z_t - H\bar{x}_t) \quad (4)$$

$x$ 는 상태벡터로 관심 변수들을 행렬로 나타낸 것이다. 해당 연구에서는 자세와 각속도가 이에 해당한다.  $\hat{x}$ 와  $\bar{x}$ 는 각각 추정값과 예측값을 나타낸다.  $z$ 는 측정값으로 센서에서 받아오는 값이다.  $K$ 는 칼만이득으로 센서의 오차와 앞서 예측과정에서 모델링한 시스템의 오차로부터 도출된다.  $H$ 는 측정행렬을 나타낸다. 식에서 보면 알 수 있듯이 예측값에 측정값과 예측값 사이의 오차를 더해줌으로써 최종적인 추정값을 도출하게 된다. 일반적으로 단일센서 시스템에서  $H$ 는 상태벡터  $x$ 로부터 측정값과 동일한 변수를 불러오는 역할을 한다. 하지만 다중센서 시스템에서 주의해야 할 점은 각 변수들의 기준 좌표계가 동일한 상태로 만들어 줘야 한다. 이를 고려하여  $H$ 를 설정해준다. 칼만필터에 대한 자세한 내용은 참고 문헌[9]에 나타나 있다.

### 2.2.2 자세추적 중 DC bias 갱신

자이로센서의 DC bias는 외부의 충격이나 온도 변화에 따라 변하게 된다. 보편적으로 INS를 사용할 때는 온도에 따른 DC bias 피팅을 해주는 것이 보편적이다. 하지만 DC bias의 변화 요인이 온도에 국한되는 것이 아니기 때문에 높은 정확도를 요구하

는 수술용 추적기에 적용하기에는 어려움이 있다. 따라서 자세추적 과정에서 지속적으로 DC bias를 갱신하여 drift error를 최소화한다. 식 (5)는 DC bias 갱신을 위한 식이다.

$$\theta_t = \theta_{t-1} + dt C_{ref} R_{Mark}^{OTS} R_{INS2}^{Mark} (\omega_{INS2} - \omega_{bias}) \quad (5)$$

$\theta$ 는 자세추정값,  $dt$ 는 센서의 측정주기,  $C_{ref}$ 는 각속도를 오일러 변화율로 변환하는 행렬,  $\omega_{INS2}$ 는 INS2의 각속도,  $\omega_{bias}$ 는 도출해야 할 자이로센서의 bias이다. occlusion이 발생하지 않았을 때 추정된 자세와 INS2의 측정값을 최신 순으로 일정량 저장해 두었다가 occlusion이 발생하면 저장해둔 정보를 이용하여 DC bias를 갱신한다.

### 2.3 센서데이터 융합 시스템의 자세추정 실험 및 결과

실험에 사용한 장비는 다음과 같다. OTS로 NDI사의 상용품인 Polaris vicra(정확도: 0.12°, 측정주파수: 20Hz). INS로 E2Box사의 EBIMU-9DOFV2(정확도: 0.05°/sec, 측정주파수: 100Hz). 자세변화를 위해 PI사의 전동 로테이션스테이지 DT-65N(accuracy : 0.025°)을 사용하였다.

#### 2.3.1 센서보정 결과

센서보정 과정을 가속도계 DC bias제거와 센서 간 좌표계보정으로 나누어 설명하였지만 두 과정을 수행하기 위해 필요한 정보는 동일한 방법으로 얻을 수 있다. 따라서 두 과정을 같은 데이터를 사용하여 한번에 수행하였다. 센서보정에 사용되는 정보가 많을수록 정확도가 높아짐으로 60개의 서로 다른 정지자세에서 센서보정을 위한 정보를 수집하였다. 그림 4은 DC bias 제거 실험의 결과이다.

DC bias가 없는 이상적인 경우 반지름이 1, 중심이 (0,0,0)인 구의 표면에 가속도계 측정값이 위치해야 한다. 하지만 그림 4(a)를 보면 가속도계의 DC bias로 인해 구의 표면에서 벗어나 있는 것을 확인할 수 있다. 이를 통해 가속도계에 DC bias가 존재함을 확인할 수 있다. 그림 4(b)를 보면 DC bias제거가 잘 되었음을 확인할 수 있다. 표 2는 좌표계 보정을 통해 도출한 결과를 식 (2)에 대입하여 보정 후 잔존 중력 가속도를 계산한 결과이다.

표 2 좌표계정렬 정확도

Table 2 Accuracy of alignment of coordinate axes

	x 축	y 축	z 축
평균 [ $g_0$ ]	0.0016	0.0017	-0.0029
RMS오차 [ $g_0$ ]	0.0071	0.0074	0.0112

#### 2.3.1 센서보정 결과

앞서 설명하였듯 INS의 전기적 특성에 의해 DC bias가 존재

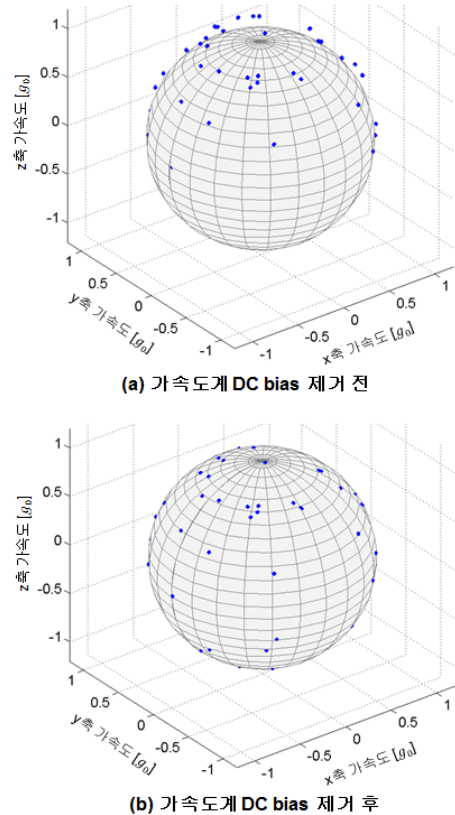


그림 4 (a) DC bias 제거 전 가속도계 출력값을 직교 좌표계로 나타냄 (b) 가속도계 출력값에서 DC bias를 제거한 후 직교 좌표계로 나타냄

Fig. 4 (a) The output of accelerometer expressed in cartesian coordinate before DC bias elimination. (b) The output of accelerometer expressed in cartesian coordinate after DC bias elimination.

하고 발산오차가 생긴다. 제안하는 시스템의 자세추정 실험에서는 이러한 발산오차를 최소화 하여 약 5초간 발산오차가 상용 OTS인 Polaris vicra 보다 작은 것을 목표로 한다. 2.2.2에서 설명하였듯이 자이로센서의 DC bias를 제거하기 위해 제안하는 방법은 occlusion이 발생하지 않았을 때 데이터를 저장하였다가 occlusion이 발생했을 때 실시간으로 DC bias를 갱신하는 것이다. 저장해둔 데이터의 양이 너무 적으면 DC bias 추정 정확도가 떨어지고 필요 이상으로 많으면 연산량이 많아 효율적이지 못하다. 따라서 DC bias 갱신을 위해 저장해 두어야 할 data의 양을 알아보기 위한 실험을 하였다. 자세추정은 INS의 측정주파수인 100Hz로 추정값을 출력하였다. 로테이션 스테이지에 주기 5sec진폭 10°의 정현파를 입력하여 측정하였다. Data 누적 시간을 달리 하기 위해 각각 5sec, 10sec, 20sec 동안 정상동작하고 이후에 occlusion 상황을 가정하여 해당 시간동안 저장한 데이터를 DC bias 제거를 위해 사용하였다. 그림 5는 실험의 결과이다.

그림 5의 (a), (b), (c)는 제안하는 시스템(파란색), OTS측정값

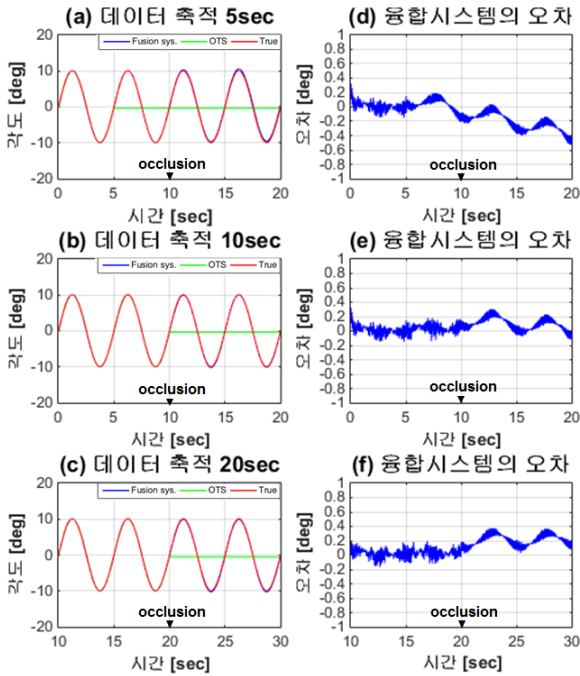


그림 5 각각 5sec, 10sec, 20sec 동안 축적한 데이터를 이용한 DC bias 추정 결과

Fig. 5 The results of DC bias estimation using accumulated data during 5sec, 10sec and 20sec respectively

(초록색), 실제 움직임(빨간색)을 각 상황에 따라 나타낸 것이고 (d), (e), (f)는 제안하는 시스템의 오차를 나타낸 그래프이다. 그래프를 보면 알 수 있듯이 데이터 저장 시간을 10sec, 20sec 동안 했을 때는 발산 오차가 거의 보이지지만 5sec일 때는 비교적 발산이 크다. 표 3은 데이터 누적시간에 따른 발산율을 나타낸 것이다.

표 3 DC bias 추정을 위한 데이터 저장량에 따른 발산율

Table 3 Rate of divergence to data accumulation time for DC bias estimation

데이터 저장 시간	5sec	10sec	20sec
발산율 [ $^{\circ}/\text{sec}$ ]	0.018	0.0045	0.0033

표 3을 보면 데이터를 5sec 동안 저장하였을 때 발산율이  $0.018[^{\circ}/\text{sec}]$ 로 occlusion이 5초간 발생하였을 때 발산이  $0.1^{\circ}$  이하로 상용 OTS인 Polaris vicra보다 정확도가 높다. 하지만 더 빠른 동작에서 오차가 더 커질 수 있으므로 최소 10sec 이상으로 충분한 데이터가 필요하다.

다음으로 occlusion 발생 시 운동 속도에 따른 자세추정 실험을 하였다. 로테이션 스테이지를 이용하여 진폭이  $10^{\circ}$ 이고 주기가 각각 2sec, 4sec, 6sec인 정현파로 입력하여 측정하였다. 앞선 실험의 결과를 토대로 10초간 정상동작 후 occlusion이 발생한

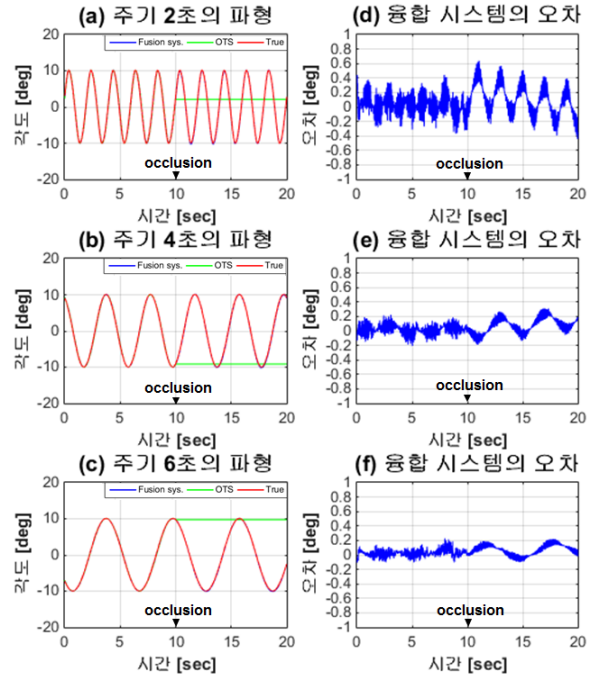


그림 6 서로 다른 주기의 정현파로 움직이는 상태에서 occlusion이 발생했을 때 자세추정 결과

Fig. 6 The results of pose estimation when occlusion occurred with different period of sinusoidal movement

상황에 대한 실험이다. 그림 6은 실험의 결과이다.

그림 6을 보면 알 수 있듯이 빠른 속도의 운동일수록 DC bias제거가 어려움을 알 수 있다. 표 4은 입력파형의 주기에 따른 발산율을 보여준다.

표 4 서로 다른 주기의 정현파 운동에서 occlusion이 발생했을 때 자세추정 발산율

Table 4 The rate of divergence of pose estimation when occlusion occurred with different period of sinusoidal movement

주기	2sec	4sec	6sec
발산율 [ $^{\circ}/\text{sec}$ ]	0.0193	0.0168	0.0036

표 4에서 볼 수 있듯이 주기가 2sec일 때  $0.0193^{\circ}/\text{sec}$ 의 발산율을 보인다. 이는 5초동안  $0.1^{\circ}$  이하의 발산으로 상용 OTS인 Polaris vicra보다 정확도가 높다.

### 3. 결 론

본 논문에서는 스테레오 카메라 기반의 수술용 광학추적기의 문제점인 occlusion을 완화할 수 있는 방법으로 OTS와 INS의



칼만필터 기반의 센서정보융합시스템을 제안하였다. 표 4에서 볼 수 있듯이 occlusion 상황에서 최대 0.0193°sec의 작은 발산을 보이고 5sec 동안 자세추적 지속 가능성을 알 수 있다. 이러한 결과는 제안하는 센서보정, 칼만필터 기반 센서정보융합, DC bias제거 방법이 효과적임을 보여준다. 하지만 그림 6에서 보면 마커의 움직임이 빨라질수록 DC bias 성능이 떨어지는 것을 볼 수 있다. 실험보다 더욱 빠른 움직임에도 적용가능하기 위해 DC bias 추정 방법의 개선이 필요하다. 또한 본 논문에서 제안한 자세추정방법을 기반으로 위치추정을 위한 알고리즘 개발이 필요하다.

### References

[1] G. S. Guthart and J. K. Salisbury Jr, "The IntuitiveTM Telesurgery System: Overview and Application," IEEE International Conference on Robotics and Automation, vol. 1, pp. 618-621, 2000.

[2] R. H. Taylor and D. Stoianovici, "Medical robotics in computer-integrated surgery," IEEE Transactions on Robotics and Automation, vol. 19, no. 5, pp. 765-781, 2003.

[3] M. Y. Kim, and H. S. Cho, "Technological Trend of Endoscopic Robots," Journal of Institute of Control, Robotics and Systems, vol. 20, no. 3, 2014.

[4] A. F. Hinsche, and R. M. Smith, "Image-guided surgery," Current Orthopaedics, vol. 15, no. 4, pp. 296-303, 2001.

[5] H. Ren, D. Rank, M. Merdes, J. Stallkamp, and P. Kazanzides, "Development of a wireless hybrid navigation system for laparoscopic surgery," Medicine Meets Virtual Reality 18, pp. 479-485, 2011.

[6] H. Ren, and P. Kazanzides, "Investigation of attitude tracking using an integrated inertial and magnetic navigation system for hand-held surgical instruments," IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, vol. 17, no. 2, pp. 210-217, 2012.

[7] N. Enayati, E. D. Moni, G. Ferrigno, "A quaternion- based unscented Kalman filter for robust optical/inertial motion tracking in computer-assisted surgery", IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, vol. 64, no. 8, pp. 2291-2301, 2015.

[8] S. Heo, O. Shin, and C. Park, "Motion and Structure Estimation Using Fusion of Inertial and Vision data for Helmet Tracker," International Journal of Aeronautical & Space Sciences, vol. 11, no. 1, pp. 31-40, 2010.

[9] R. E. Kalman, "A new approach to linear filtering and prediction problems," Journal of basic Engineering, vol. 82, no. 1, pp. 35-45, 1960.

[10] J. B. Gao and C. J. Harris, "Some remarks on Kalman

filters for the multisensor fusion," Information Fusion, vol. 3, no. 3, pp. 191-201, 2002.

[11] Q. Gan, and C. J. Harris, "Comparison of two measurement fusion methods for Kalman-filter-based multisensor data fusion," IEEE Transactions on Aerospace and Electronic systems, vol. 37, no. 1, pp. 273-279, 2001.

[12] J. A. Roecker, and C. D. McGillem, "Comparison of two-sensor tracking methods based on state vector fusion and measurement fusion," IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, vol. 24, no. 4, pp. 447-449, 1988.

## 저 자 소 개



### 오 현 민 (Hyun Min Oh)

2014년 경북대 전자공학부 졸업. 2016년 동 대학원 석사. 2016년~현재 동 대학 박사과정 재학중. 관심분야는 영상처리, 의료로봇, 3차원 추적



### 김 민 영 (Min Young Kim)

1996년 KAIST 기계공학과 학사. 1998년 KAIST 대학원 석사 및 2004년 KAIST 대학원 박사. 2004년~2005년 ㈜미래산업 연구소 선임연구원. 2005년~2009년 ㈜고영테크놀러지 연구소 머신비전 책임연구원 및 그룹장. 2009년~현재 경북대학교 IT대학 전자공학부 부교수. 2014년~2015년 Johns Hopkins University 의용생체공학과 및 전기컴퓨터공학과 방문교수. 2013년~현재 경북대학교 뇌수술 로봇시스템 연구소 부소장. 관심분야는 광메카트로닉스, 로봇 및 머신 비전, 로봇센서 및 구동 시스템, 의료 로봇 시스템