



## 저작자표시-비영리 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

- 이 저작물을 복제, 배포, 전송, 전시, 공연 및 방송할 수 있습니다.
- 이차적 저작물을 작성할 수 있습니다.

다음과 같은 조건을 따라야 합니다:



저작자표시. 귀하는 원저작자를 표시하여야 합니다.



비영리. 귀하는 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 없습니다.

- 귀하는, 이 저작물의 재이용이나 배포의 경우, 이 저작물에 적용된 이용허락조건을 명확하게 나타내어야 합니다.
- 저작권자로부터 별도의 허가를 받으면 이러한 조건들은 적용되지 않습니다.

저작권법에 따른 이용자의 권리는 위의 내용에 의하여 영향을 받지 않습니다.

이것은 [이용허락규약\(Legal Code\)](#)을 이해하기 쉽게 요약한 것입니다.

[Disclaimer](#) 

공학석사 학위논문

복강경 로봇 수술 영상에서  
배경 단순화를 이용한 수술도구  
분할 정확도 향상에 관한 연구

**Accuracy Enhancement of  
Vision-based Surgical Instrument Segmentation  
using Background Simplification  
in Robot-assisted Laparoscopic Surgery**

2015 년 2 월

서울대학교 대학원

협동과정 바이오엔지니어링 전공

이 동 현

복강경 로봇 수술 영상에서  
배경 단순화를 이용한 수술도구 분할  
정확도 향상에 관한 연구

지도 교수 김 희 찬

이 논문을 공학석사 학위논문으로 제출함  
2015 년 1 월

서울대학교 대학원  
협동과정 바이오엔지니어링 전공

이 동 현

이동현의 공학석사 학위논문을 인준함  
2015 년 1 월

위 원 장 \_\_\_\_\_ 김 성 완 \_\_\_\_\_ (인)

부위원장 \_\_\_\_\_ 김 희 찬 \_\_\_\_\_ (인)

위 원 \_\_\_\_\_ 이 정 찬 \_\_\_\_\_ (인)

## 초 록

다양한 이점을 가진 복강경 로봇 수술은 복강경을 통한 좁은 시야, 수술도구의 촉각(Haptic) 시스템의 부재 등으로 응급상황 발생 시 수술자의 신속한 상황 판단이 어려운 한계점들이 있다. 따라서 수술 중 위험 상황 감지를 위해 수술 영상에서 자동으로 수술도구를 인지할 수 있는 복강경 로봇 수술 시스템의 구현이 필요하다. 본 연구는 복강경 수술 화면 내에서 수술도구의 위치뿐만 아니라 수술도구 간의 충돌 및 수술도구와 조직의 충돌을 정확히 감지하기 위한 수술도구의 분할(Segmentation) 정확도가 높은 영상처리 기법이다. 제안한 영상처리 기법은, 수술 영상에서 배경을 단순화하여 수술도구 분할 영상처리 과정에서 발생하는 잡음을 효과적으로 제거하였고 K-평균 군집화(K-means Clustering), 주성분 분석(PCA) 등의 기법을 조합한 새로운 복합 영상처리 기법이다. 개발된 방법은 세 가지 방법으로 성능 평가를 하였으며, 7가지의 수술 환경에서 제안한 연구 방법과 두 가지 선행연구 방법을 적용한 영상을 수동으로 수술도구를 분할한 기준 영상과 비교하여 평가하였다. 첫 번째 평가 방법은 수술도구 분할 정확도를 비교하는 방법으로, 연구 방법들을 적용하여 얻은 수술도구 분할 영상과 기준 영상의 화소(pixel)간의 차이를 혼동행렬을 이용하여 민감도와 특이도를 구하였다. 제안한 연구 방법의 평균 민감도와 특이도는  $84.81 \pm 5.96\%$ ,  $98.36 \pm 0.737\%$ 를 보임으로써 선행연구 방법들보다 더 높은 정확도(Accuracy)와 강인함(Robustness)을 보였다. 두 번째 평가 방법은 수술도구 끝(Tip) 좌표의 오차를 비교하는 방법으로, 연구 방법을 적용하여 얻은 수술도구 분할 영상과 기준 영상의 수술도구 끝 좌표의 평균 제곱근 편차(RMSE)를 통해 오차를

구하였다. 제안한 연구 방법의 평균 오차는 수술도구 1~3에서 각각  $1.07 \pm 0.83\text{mm}$ ,  $1.34 \pm 0.83\text{mm}$ ,  $0.08 \pm 0.63\text{mm}$ 를 보임으로써 선행연구 방법들보다 더 낮은 오차율과 높은 강인함을 보였다. 마지막 평가방법으로 수행시간 성능을 비교하였으며 제안한 연구 방법의 수행시간이 0.214초를 보임으로써 선행 연구 방법들과 유사한 성능을 보였다. 이와 같이 제안한 복합 영상처리 기법이 성능 평가를 통해 다양한 수술 환경에서 자동으로 수술도구를 인지하여 위험 상황을 감지할 수 있는 복강경 수술 로봇 시스템 구현의 보편적인 기법으로 유용하게 활용될 것으로 기대한다.

**주요어 :** 복강경 로봇 수술, 수술도구 분할, 수술도구 추적, 의료 영상 처리

**학 번 :** 2013-21038

# 목 차

초 록.....	i
표 목차.....	v
그림 목차.....	v
1. 서 론.....	1
1.1. 복강경 로봇 수술.....	1
1.1.1. 배경.....	1
1.1.2. 한계점 및 필요성.....	5
1.2. 수술도구 분할 기법의 선행 연구.....	6
1.2.1. 마커를 이용한 방법.....	7
1.2.2. 영상 기반 방법.....	8
1.3. 연구의 목표.....	10
2. 방 법.....	11
2.1. 개발 환경 및 프로그램 개요.....	11
2.2. 수술도구 분할 기법.....	13
2.2.1. 배경 분할.....	13
2.2.1.1. $L^*a^*b^*$ 색 공간 변환.....	14
2.2.1.2. 그림자 제거.....	17
2.2.1.3. 반사광 제거.....	20
2.2.1.4. HSV 색 공간 변환 및 경계화.....	22

2.2.2. 배경 단순화.....	27
2.2.2.1. 단일 조직 색상 합성.....	27
2.2.2.2. XYZ 색 공간 변환.....	28
2.2.2.3. K-평균 군집화.....	30
2.2.3. 잡음 제거.....	33
2.2.3.1. 주성분 분석.....	33
2.3. 성능 평가 방법.....	37
2.3.1. 수술도구 분할 정확도.....	37
2.3.2. 수술도구 끝 좌표 오차.....	40
2.3.3. 수행시간.....	42
3. 결    과.....	43
3.1. 수술도구 분할 정확도 비교 결과.....	47
3.2. 수술도구 끝 좌표 오차 비교 결과.....	62
3.3. 수행시간 비교 결과.....	79
4. 고    찰.....	80
5. 결    론.....	85
참고 문헌.....	87
Abstract.....	93
감사의 글.....	97

## 표 목차

표 1. 혼동 행렬(Confusion Matrix) .....	38
표 2. 수술도구 영상 분할 평가 비교표 .....	61
표 3. 수술도구 끝 좌표 오차 비교표 .....	78
표 4. 영상처리 수행시간 비교표 .....	79

## 그림 목차

그림 1. 다빈치 수술 로봇 시스템 .....	4
그림 2. 개발 알고리즘 개요 .....	12
그림 3. L*a*b* 색 공간 변환 과정 .....	16
그림 4. 감마 보정 .....	16
그림 5. 그림자 제거 과정 .....	19
그림 6. 반사광 제거 과정 .....	21
그림 7. HSV 색 공간 변환 및 경계화 과정 .....	25
그림 8. 경계화 영상 잡음 제거 과정 .....	26
그림 9. 단일 조직 색상 합성 과정 .....	27
그림 10. XYZ 색 공간 변환 과정 .....	32
그림 11. K-평균 군집화 결과 비교 .....	32
그림 12. 잡음 제거 과정 .....	36
그림 13. 주성분 분석 과정 .....	36
그림 14. 수술도구 분할 정확도 비교 .....	37
그림 15. 수술도구 끝 좌표 비교 .....	41
그림 16. 수술도구 분할 결과 .....	46
그림 17. 일반 영상 분할 평가 .....	50
그림 18. 연기가 나는 영상 분할 평가 .....	51
그림 19. 조도가 변하는 영상 분할 평가 .....	52



그림 20. 복잡한 배경의 영상 분할 평가.....	53
그림 21. 수술도구 간의 교합 영상 분할 평가.....	54
그림 22. 수술도구와 조직의 교합 영상 분할 평가.....	55
그림 23. 봉합 영상 분할 평가.....	56
그림 24. 일반 영상 분할 평가 결과.....	57
그림 25. 연기가 나는 영상 분할 평가 결과.....	57
그림 26. 조도가 변하는 영상 분할 평가 결과.....	58
그림 27. 복잡한 배경의 영상 분할 평가 결과.....	58
그림 28. 수술도구 간의 교합 영상 분할 평가 결과.....	59
그림 29. 수술도구와 조직의 교합 영상 분할 평가 결과.....	59
그림 30. 봉합 영상 분할 평가 결과.....	60
그림 31. 수술도구 영상 분할 평가 결과.....	60
그림 32. 일반 영상의 수술도구 끝 좌표 오차 평가.....	65
그림 33. 연기가 나는 영상의 수술도구 끝 좌표 오차 평가.....	66
그림 34. 조도가 변하는 영상의 수술도구 끝 좌표 오차 평가.....	67
그림 35. 복잡한 배경 영상의 수술도구 끝 좌표 오차 평가.....	68
그림 36. 수술도구 간의 교합 영상의 수술도구 끝 좌표 오차 평가.....	69
그림 37. 수술도구와 조직 교합 영상의 수술도구 끝 좌표 오차 평가.....	70
그림 38. 봉합 영상의 수술도구 끝 좌표 오차 평가.....	71
그림 39. 일반 영상의 수술도구 끝 좌표 오차 평가 결과.....	72
그림 40. 연기가 나는 영상의 수술도구 끝 좌표 오차 평가 결과.....	73
그림 41. 조도가 변하는 영상의 수술도구 끝 좌표 오차 평가 결과.....	73
그림 42. 복잡한 배경의 영상의 수술도구 끝 좌표 오차 평가 결과.....	74
그림 43. 수술도구 간의 교합 영상의 수술도구 끝 좌표 오차 평가 결과.....	75
그림 44. 수술도구와 조직의 교합 영상의 수술도구 끝 좌표 오차 평가 결과.....	76
그림 45. 봉합 영상의 수술도구 끝 좌표 오차 평가 결과.....	76
그림 46. 수술도구 끝 좌표 오차 평가 결과.....	77

# 1. 서 론

## 1.1. 복강경 로봇 수술

### 1.1.1. 배경

복강경 로봇 수술(Robot-Assisted Laparoscopic Surgery)은 소형 수술도구를 이용하여 환자의 수술 부위에 큰 구멍 대신 5mm-8mm의 작은 구멍을 내는 최소침습 수술이다[1]. 이러한 중재적 치료 방법은 수술 부위의 외상을 줄이고 회복 시간을 단축하는 등 다양한 이점을 가진 현대 수술의 새로운 패러다임(Paradigm)이다[2].

1985년, 로봇 중재 수술의 시작으로 다양한 종류의 로봇이 발전되었으며 이에 따라 복강경 로봇 수술 기술은 빠르게 성장하고 있다. 복강경 로봇 수술 시스템의 역사를 살펴볼 때, 대표적인 수술 시스템 중 하나인 이숍(AESOP)은 보조의사 역할을 대신하는 로봇 수술 시스템으로 복강경 수술 시 복강경 카메라를 고정해주고 발판 또는 손잡이를 눌러 움직임과

거리 조절이 가능하다. 수술자의 목소리를 인식하여 카메라의 위치 조절이 가능하며 이후 제우스(ZEUS) 로봇 수술 시스템의 기초가 되었다[3-4]. 또한 미국에서 FDA 인증을 받고 상용화 되었던 시스템은 제우스(ZEUS)와 다빈치(Da Vinci) 수술 로봇 시스템이 있으며 이 두 시스템은 크게 세 가지 차이점이 있다. 첫 번째로 제우스는 일반 영상(2D) 복강경 수술 화면을 제공하며 다빈치는 입체 영상(3D)을 통해 수술이 진행된다. 두 번째로 제우스는 수술도구가 5자유도인데 반해 다빈치는 7자유도를 구현하는 수술이 가능하다. 세 번째로 제우스는 복강경 수술에서만 사용이 가능하지만 다빈치는 복강경 수술뿐만 아니라 일반 수술에서도 사용이 가능하다. 이러한 다빈치의 기술적인 장점들로 2003년에 제우스를 생산하는 컴퓨터 모션(Computer Motion, Goleta, Calif.)회사가 다빈치를 생산하는 인투이티브 서지컬(Intuitive Surgical, Inc., Menlo Park, Calif.)회사에 합병되어 더 이상 생산되지 않게 되었으며 이후로 다빈치 수술 로봇 시스템이 시장의 대부분을 독점하고 있다[3, 5-6].

1995년도에 개발된 다빈치(Da Vinci)는 대표적인 수술 로봇 시스템으로 3차원 영상, 높은 자유도를 가진 수술도구, 콘솔을 이용한 수술, 복강경 카메라를 이용한 자세한 해부학적 구조 관찰, 원격 수술 등 다양한 장점들을 지니고 있다[7]. 또한 이러한 시스템을 사용함으로써 최소 침습 수술이 가능하므로 수술 부위의 외상과 출혈을 줄이고 수술 후 회복시간을 단축할 수 있는 이점들이 있다[8-12].

이러한 다양한 이점들로 인해 다빈치 수술 로봇 시스템은 2014년 초까지 전 세계적으로 약 3,000대 이상이 판매되었고, 아시아에서는 약 300대가 보급되었다. 발전을 거듭하여 초창기에 활발히 사용되었던 비뇨기과, 산부인과, 외과 등의 영역뿐만 아니라 거의 모든 영역에서 사용이 가능하게 되었으며, 2014년도 기준으로 다빈치 로봇수술은 미국의 경우 연간 약 50만건이 이루어지고 우리나라에서는 약 5,000건이 이루어지고 있다[13]. 그림 1은 다빈치 수술 로봇 시스템[Intuitive Surgical®]을 나타낸다.



(a)



(b)



(c)

그림 1. 다빈치 수술 로봇 시스템[Intuitive Surgical®] (a)다빈치 수술 로봇 시스템의 수술자 콘솔, 로봇수술카트, 복강경 부분 (b)복강경 수술영상과 수술자 콘솔 (c)로봇 수술용 도구들

### 1.1.2. 한계점 및 필요성

이러한 장점에도 불구하고 복강경 수술 로봇은 촉각(Haptic) 시스템의 부재와 복강경의 좁은 시야로 인한 수술 작업 공간의 한계점들을 가지고 있다. 이러한 한계점들로 인해 수술 중에 의도하지 않은 과다 힘을 조직에 가할 수 있으며 수술도구 간의 충돌로 인한 수술도구의 기계적 구조에 파손을 가할 수 있다[12, 14-17]. 또한 복강경 수술 중 특정 수술 자세는 수술자의 높은 숙련도가 요구되며, 복잡한 핸드아이(hand-eye) 좌표 시스템은 수술자에게 부담과 피로감을 주어 집중력을 떨어뜨린다는 단점이 있다[18]. 이러한 문제점들은 수술 중에 응급 상황 발생시 신속한 대응에 어려움을 준다. 따라서 수술 중에 자동으로 수술도구를 감지하고 민감한 조직 주위에 가상의 벽 또는 지지대 설정이 가능한 시스템을 개발한다면, 응급 상황 발생시 경보 또는 로봇 제어의 중단을 통해 신속한 대응이 가능할 것이다[8].

## 1.2. 수술도구 분할 기법의 선행 연구

복강경 수술 영상은 복잡한 화면과 호흡으로 인한 배경의 움직임, 반사광, 그리고 균일하지 않고 시간에 따라 변하는 조도 등의 특징들이 있다 [19]. 또한 조직과 수술도구에 생기는 그림자, 수술도구 간의 교합 (Occlusion) 및 수술도구와 조직의 교합의 발생은 정확한 수술도구 분할을 방해하는 요인들이다. 이러한 수술 영상의 특징 및 다양한 환경에 영향을 받지 않는 수술도구 분할 연구 방법들이 선행 되었으며, 크게 두 가지 방법으로 분류될 수 있다. 첫 번째는 마커를 이용한 방법이며, 두 번째는 마커를 이용하지 않은 영상 기반의 방법이다.

### 1.2.1. 마커를 이용한 방법

수술도구에 광학적, 전자기적, 기계적, 음향학적 기술 등을 이용한 마커를 부착하고 움직임을 추적하는 연구가 선행되었다[20-21]. 그러나 이러한 마커는 몸 바깥에 위치하므로 수술자의 움직임과 카메라 또는 감지기에 의한 교합(Occlusion)이 발생하여 수술도구의 움직임 추적에 어려움을 준다. 또한 로봇 인코더와 외부 추적 시스템은 종종 보정(Calibration) 오류가 발생한다[2]. 따라서 다른 대안으로 인공 색상의 마커를 수술도구에 부착하는 연구 방법이 선행되었다. 이 방법은 복강경 수술 영상의 배경과 대비되는 색상의 마커를 사용하여 수술도구의 움직임을 추적하는 방법이다[16-17]. 그러나 이 방법은 모든 종류의 수술도구에 마커를 부착해야 하며 수술도구 전환 시 수술의 진행이 느리고, 생체적합성(Biocompatibility) 및 살균가능성(Sterilizability)의 문제들이 있다[8].



## 1.2.2. 영상 기반 방법

추가적인 마커를 사용하지 않고 영상의 정보만을 이용하여 수술도구의 움직임을 추적하는 영상 기반의 연구 방법들이 선행되었다.

이러한 방법들은 추가적인 장비가 필요하지 않은 장점이 있다[22-23].

영상 기반의 수술도구 추적 방법은 크게 세가지로 분류가 가능하다.

첫 번째로 색상(Color) 기반의 분할, 두 번째로 학습(Learning) 기반의

인지, 마지막으로 기하학적(Geometric) 기반의 감지이다[24]. 색상

기반의 분할 방법은 다른 방법들에 비해 영상처리 과정이 상대적으로

간단하고 쉽게 적용이 가능하지만[18], 앞에서 언급한 조도의 변화 또는

조직 표면에 생기는 반사광 등으로 수술도구 분할의 정확도가 떨어지는

한계점이 있다. 두 번째로 학습 기반의 인지 방법은 수술도구의 각

파트들을 나누어 형태를 분석하는 방법이다. 선형 판별 분석 기법을

이용하여 수술도구의 몸통(Shaft), 손목(Wrist), 턱(Jaw) 부분으로

구분하는 연구가 선행되었으며 성공적으로 수술도구의 움직임을

추적하였다[25]. 그러나 이 방법은 다수의 수동적인 분류기(Classifier) 학습 과정이 필요하다는 한계점이 있다[24]. 마지막으로 기하학적 기반의 감지 방법은 기하학적 특징을 이용하기 때문에 별도의 학습 단계가 필요하지 않은 방법이다. 영상처리 이전 단계에서 수술도구의 기하학적 특징을 대량의 3차원 수술도구 형판(Template)으로부터 추출하고, 데이터베이스에 저장하여 형판 대응(Template Matching)의 응용 기법을 사용하는 연구 방법들이 선행되었다[26-27]. 그러나 이 방법은 수술도구의 몸통 부분이 화면 바깥으로 빠져나가는 경우에 감지할 수 없으며, 대량의 형판 제작 및 고연산(High Computation Cost)이 요구되므로 실시간 수술도구 추적을 위한 방법으로 문제점이 있다[28].

### 1.3. 연구의 목표

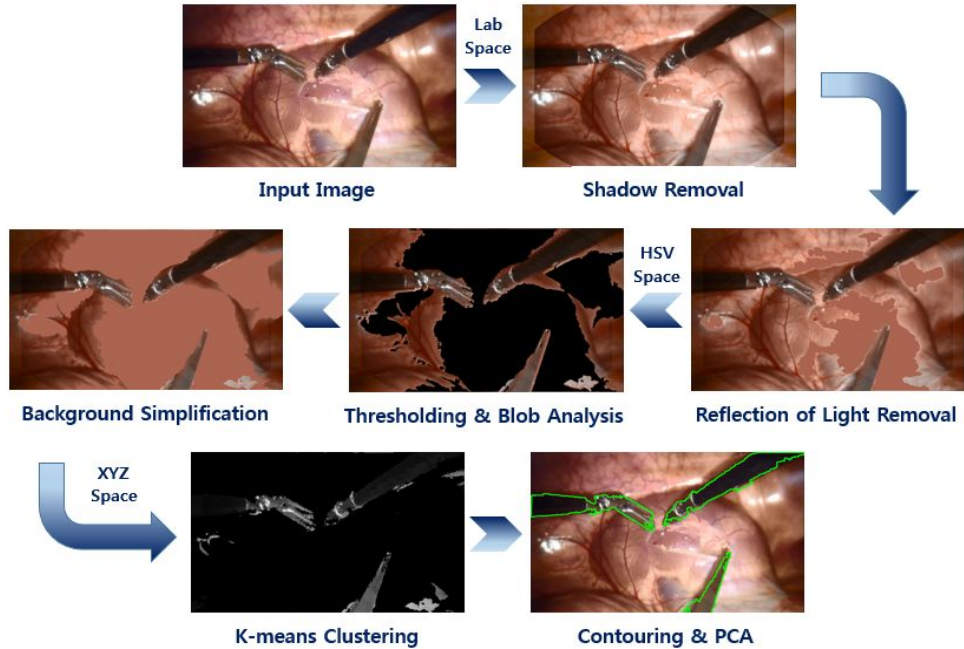
영상처리 기반의 정확한 수술도구 위치 파악은 복강경 수술 로봇 시스템의 한계를 극복하고 자동으로 위험 상황을 감지할 수 기능을 제공하는데 필수적이다. 선행 연구 방법들은 각 연구 방법에 따른 한계점들과 앞에서 언급한 복강경 수술 영상의 특징들로 인해 수술도구를 분할하는 과정에서 수술도구의 정보, 주로는 수술자의 관심 영역인 수술도구의 끝(Tip)의 정보가 손실되는 문제점이 있다[29-32]. 본 논문은 복강경 수술 영상의 특징들을 고려하여 영상처리 과정 중에 수술도구의 정보가 손실되는 문제점들을 최소화하는 영상처리 기법을 연구하는 것이다. 본 연구의 최종 목표는 다양한 환경의 복강경 수술 영상에서 수술도구의 분할(Segmentation) 정확도를 높임으로써 복강경 수술 영상 내의 수술도구의 위치뿐만 아니라 수술도구 간의 충돌 및 수술도구와 민감한 조직의 충돌을 정확히 감지하기 위한 영상처리 기법을 개발하고 그 성능을 정량적으로 비교 평가하는 것이다.

## 2. 방 법

### 2.1. 개발 환경 및 알고리즘 개요

본 연구를 위해 사용한 복강경 수술 영상은 (주)미래컴퍼니의 돼지 임상시험 영상을 사용하였으며, 영상의 크기는 720x480 화소(pixel)이다. 영상은 wmv 확장자, 프레임 속도는 29frames/sec이며 개발 프로그램은 Microsoft Visual Studio 2012 C++, 64bit Release 모드와 OpenCV Library를 사용하였다. 컴퓨터 사양은 CPU i5, 3.4GHz, 8G 메모리이며 Intel® HD Graphics 그래픽카드를 사용하였다.

개발 알고리즘은 크게 배경 분할, 배경 단순화, 잡음 제거 세 단계로 나누어지며, 그림 2는 제안하는 개발 알고리즘의 개요를 나타낸다.



**그림 2. 개발 알고리즘 개요** 제안하는 개발 알고리즘은 크게 세 단계로 나누어진다. 첫 번째는 배경 분할, 두 번째는 배경 단순화, 마지막으로 잡음 제거 단계이다. 첫 번째 단계인 배경 분할은  $L^*a^*b^*$  색 공간 변환, 그림자 제거, 반사광 제거, HSV 색 공간 변환 및 경계화 과정을 포함하며 세 번째 과정까지이다. 두 번째 단계인 배경 단순화는 단일 조직 색상 합성, XYZ 색 공간 변환, K-평균 군집화 과정을 포함하며 여섯 번째 과정까지이다. 마지막 단계인 잡음 제거는 주성분 분석 과정을 포함하며 마지막 과정이다.

## 2.2. 수술도구 분할 기법

### 2.2.1. 배경 분할

수술도구 분할을 위한 선행연구 방법들은 수술도구의 색상 및 기하학적 형태의 특징을 이용한 방법을 사용하였다. 그러나 수술도구의 색상은 검정색, 회색, 흰색 계열의 색상으로 복강경 수술 영상에서 배경과 뚜렷한 특징을 찾기에 어려움이 있다[33]. 기하학적인 형태를 이용한 방법은 화면 내에서 수술도구의 주요 형태가 모두 나타나지 않거나 학습이 요구되는 형판(Template)이 많아야 한다는 한계점들이 있다. 이러한 한계점들을 극복하기 위하여 수술도구의 색상 및 기하학적 정보를 이용하는 기존의 방법이 아닌, 조직의 색상(Hue) 정보를 이용하여 배경을 분할 후 제거하고 균일한 조직 색상으로 변환하여 배경을 단순화하는 방법을 사용하였다. 이를 통하여 수술도구 분할 영상처리 과정에서 발생하는 잡음을 효과적으로 제거하였고 그 결과 수술도구 분할 정확도가 향상되었다.

### 2.2.1.1. L\*a\*b\* 색 공간 변환

복강경 수술 영상은 RGB(Red Green Blue) 색 공간이며 이 공간은 응용에 따라서 다른 색 공간들로 변환할 때 영상처리 과정에서 유용하다.

L\*a\*b\* 색 공간은 인지적으로 균일하다고 알려져 있으며 컬러 정보(a\*와 b\*값들)와 그레이스케일 정보(L\* 값)로 분리된다. L\*값(Lightness)의 범위는 0~100이며 인간의 명도 인지와 선형적으로 관련되어 있고 a\*값은 빨강과 초록 사이, b\*값은 노랑과 파랑 사이의 값을 나타낸다[34].

복강경 수술 영상은 균일하지 않고 복잡한 조직의 색상 분포를 이루고 있다. 이를 위해 RGB 색 공간을 L\*a\*b\* 색 공간으로 변환하면 영상을 선명하게 하는 효과를 줄 수 있다. 또한 b\*채널을 a\*채널로 대체하여 조직의 노란 색상 분포를 제거함으로써, 빨강색의 조직 색상 분포로 균일하게 변환할 수 있다[8]. L\*a\*b\* 색 공간은 XYZ 색 공간을 통해 계산할 수 있으며 공식은 식 (1~6)과 같다. n은 흰색 점의 값을 의미한다[35].

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \frac{1}{0.17697} \begin{bmatrix} 0.49 & 0.31 & 0.20 \\ 0.17697 & 0.81240 & 0.01063 \\ 0.00 & 0.01 & 0.99 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (1)$$

$$L^* = 116f\left(\frac{Y}{Y_n}\right) - 16 \quad (2)$$

$$a^* = 500 \left[ f\left(\frac{X}{X_n}\right) - f\left(\frac{Y}{Y_n}\right) \right] \quad (3)$$

$$b^* = 200 \left[ f\left(\frac{Y}{Y_n}\right) - f\left(\frac{Z}{Z_n}\right) \right] \quad (4)$$

여기서,

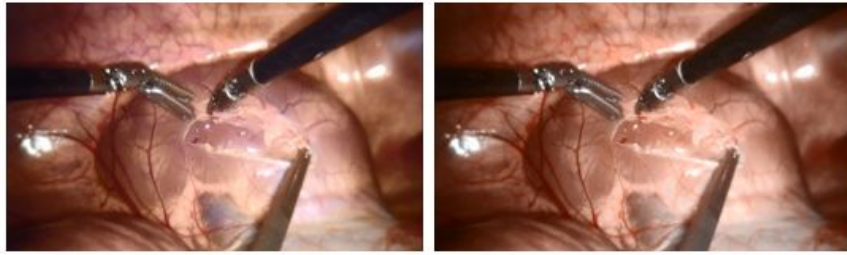
$$f(s) = s^{\frac{1}{3}} \quad \text{for } s > 0.008856 \quad (5)$$

$$f(s) = 7.787s + 16/116 \quad \text{for } s \leq 0.008856 \quad (6)$$

다음 그림 3은  $L^*a^*b^*$  색 공간 변환을 통해 조직의 색상을 균일하게 변화하는 과정을 나타낸다.

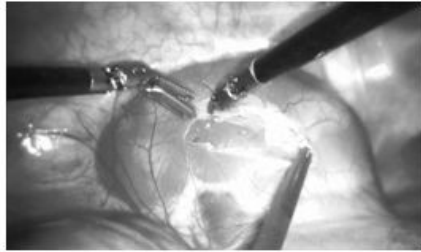
---



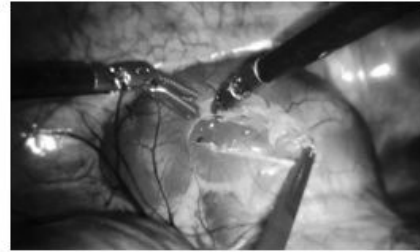


(a)

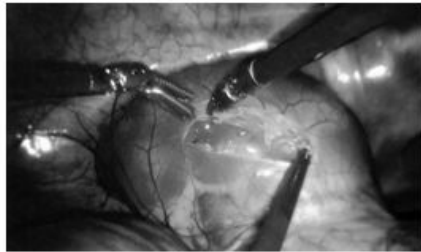
(b)



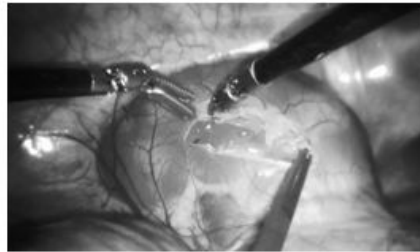
(c)



(d)



(e)



(f)



(g)



(h)

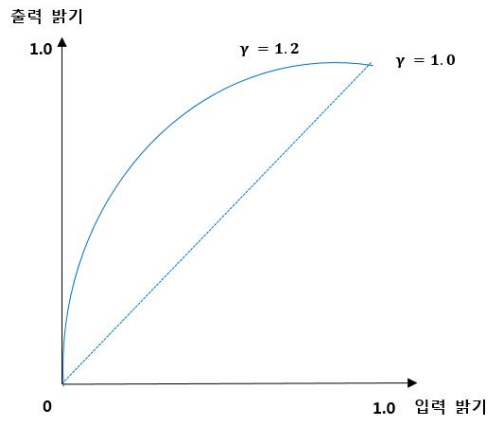
**그림 3.  $L^*a^*b^*$  색 공간 변환 과정**  $L^*a^*b^*$  색 공간을 통해 노란색의 조직 색상을 제거하고 빨간색의 조직 색상 분포로 균일하게 변환하였다. (a)복강경 수술 영상의 원본 (b) $L^*a^*b^*$ 색 공간에서  $b^*$ 를 제거한 결과 (c)R채널 (d)G채널 (e)B채널 (f)  $L^*$ 채널 (g) $a^*$ 채널 (h) $b^*$ 채널

### 2.2.1.2. 그림자 제거

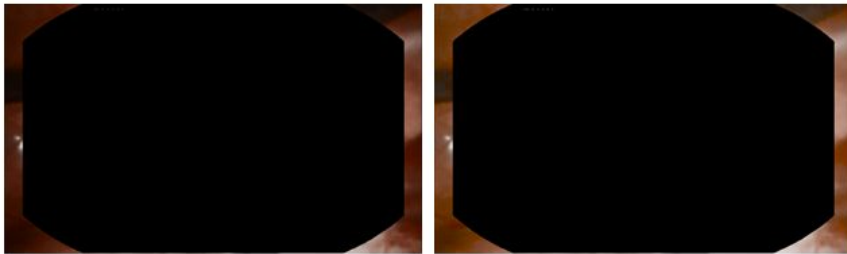
복강경 수술 영상의 가장자리에 생기는 그림자는 수술도구 분할을 방해하는 요인이 된다[19]. 실제 복강경의 렌즈를 통해 얻은 복강경 수술 영상은 그림 3의 직사각형 형태와 달리 원형이며, 이에 따른 그림자도 화면의 가장자리에 원형으로 발생한다. 이를 제거하기 위해서 가장자리로부터 30화소(pixels)만큼 떨어진 위치에 마스크를 만들어 명도의 변화를 주었다. 마스크는 직사각형 수술 화면(700x420 pixels)의 가로, 세로 비율을 원형 화면의 비율을 고려하여 만들었으며 명도의 변화는 감마 보정(Gamma Correction)을 하였다. 감마 보정은 인간의 시각이 베버의 법칙(Weber' s law)에 따라 밝기에 대해 비선형적으로 반응한다는 이론에 기반하여 만든 기법이며 영상처리 분야에서 널리 사용되고 있다[36]. 감마 보정을 통해 마스크 영역의 명도를 비선형적으로 밝게 변화시켰는데 이는 화면의 중심에서 가장자리로 갈수록 비선형적인 명도의 변화가 있는 점을 고려한 것이다. 감마 보정의 공식은 식 (7)과 같다.

$$I'(x, y) = \begin{cases} 255 \cdot \left[ \frac{I(i, j)}{255} \right]^{r_d(i, j)}, & I(x, y) < t_1 \\ 255 \cdot \left[ \frac{I(i, j)}{255} \right]^{r_m(i, j)}, & t_1 < I(x, y) < t_2 \\ 255 \cdot \left[ \frac{I(i, j)}{255} \right]^{r_b(i, j)}, & else \end{cases} \quad (7)$$

$I'(i, j)$ 는 입력 영상,  $I'(x, y)$ 는 감마 보정 영상 결과이며  $t_1$ 과  $t_2$ 는 그레이 레벨 영상의 세 단계 경계 값이다.  $r_d$ 는 어두운 그레이 레벨의 감마 값,  $r_m$ 는 중간 그레이 레벨의 감마 값,  $r_b$ 는 밝은 그레이 레벨의 감마 값이다[37]. 복강경 수술 영상의 그림자를 제거하기 위해서 마스크 영역의  $r_b$ 는 1.20~1.40 범위의 감마 값을 사용하였다. 그림 4는 감마 보정 그래프를 나타내며 그림 5는 그림자 제거 과정을 나타낸다.



**그림 4. 감마 보정** 감마 보정 그래프를 나타내며 제안한 연구 방법은 1.20~1.40 범위의 감마 값을 사용하여 그림자를 제거하였다.



(a)

(b)



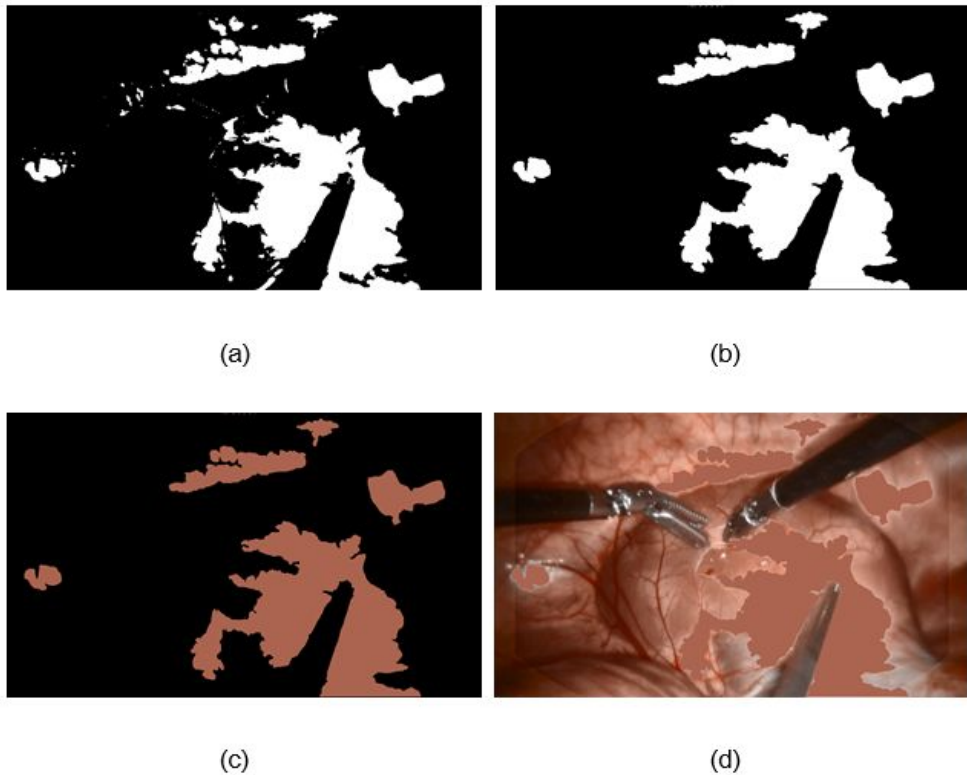
(c)

**그림 5. 그림자 제거 과정** 복강경 수술 영상의 가장자리에 마스크를 생성하고 감마 보정을 통해 그림자를 제거하는 과정을 나타낸다. (a)그림자 영역에 마스크를 합성한 결과 (b)감마 보정 결과 (c)그림자 제거 결과

### 2.2.1.3. 반사광 제거

복강경 수술 영상에서 조직의 표면과 금속 재질로 이루어진 수술도구의 끝(Tip) 부분은 조도의 변화에 따라 반사광이 생기는데 이러한 특징들은 수술도구를 감지하는 방해 요인이다[38]. 이러한 반사광은 다른 영역에 비해 명도 값이 높다는 특징이 있다. 따라서 반사광을 제거하기 위해 그림 3의 L채널 영상을 경계화(Thresholding)하여 이진 영상을 얻는다. 설정한 경계 값은 70이며, 경계화를 통해 수술도구와 조직의 표면에 생기는 반사광 분할 영상을 얻을 수 있다. 이 때 수술도구에 생기는 반사광과 조직 표면에 생기는 반사광은 넓이의 차이로 구분할 수 있다. 수술도구에 생기는 반사광은 조직의 표면보다 작은 영역이며, 수술 영상에 따라  $3 \cdot e^3 \text{pixel}^2 \sim 4 \cdot e^2 \text{pixel}^2$  사이의 넓이 값으로 설정하여 구분하였다. 다음으로 조직의 표면에 생기는 반사광을 분할 후 잡음을 제거하였다. 마지막으로 조직의 표면 반사광 영역을 일반적인 임의의 조직 색상으로 변환한 후 그림자를 제거한 원본 영상과 합성하였다. 설정한 임의의

조직의 색상은 red 170, green 100, blue 80이며, 이후의 영상처리 과정에서 RGB 색 공간을 HSV 색 공간으로 변환하여 얻은 H값의 분포를 고려하였다. 그림 6은 반사광을 제거하는 과정을 나타낸다



**그림 6. 반사광 제거 과정**  $L^*$  채널 경계화와 단일 조직 색상의 변환으로 조직 표면에 생기는 반사광을 제거하는 과정을 나타낸다. (a)수술도구와 조직 표면의 반사광 분할 결과 (b)잡음 제거 후 조직 표면의 반사광 분할 결과 (c)단일 조직 색상으로 반사광 영역을 변환한 결과 (d)변환 결과를 원본과 합성한 결과

#### 2.2.1.4. HSV 색 공간 변환 및 경계화

L\*a\*b\* 색 공간 변환, 그림자 및 반사광을 제거하여 배경을 분할하기 위한 전처리 과정을 수행하였고 이를 통해 얻은 결과 영상을 HSV 색 공간으로 변환하였다. HSV 색 공간은 RGB 색 공간보다 인간이 컬러 감각을 체험하고 묘사하는 방식에 더 가깝다고 알려져 있다. Hue(색상)은 고리모양의 가시광선 스펙트럼의 배치로 0° ~360° 범위의 각도로 색상 값이 표현된다. Saturation(채도)은 색상의 진하기를 나타내며 0~100%의 범위를 갖는다. Value(명도)은 밝기의 정도를 나타내며 0~100%의 범위를 갖는다. RGB 색 공간을 변환하여 HSV 색 공간의 각 채널을 계산하는 공식은 식 (8~11)과 같다[39].

$$H = \begin{cases} \theta & \text{if } B \leq G \\ 360 - \theta & \text{if } B > G \end{cases} \quad (8)$$

$$\theta = \cos^{-1} \theta \left\{ \frac{0.5[(R-G)+(R-B)]}{\sqrt{[(R-G)^2+(R-B)(G-B)]^{1/2}}} \right\} \quad (9)$$

$$S = 1 - \frac{3}{(R+G+B)} [\min(R, G, B)] \quad (10)$$

$$I = \frac{1}{3}(R + G + B) \quad (11)$$

변환한 HSV 색 공간의 각 채널 영상의 히스토그램(Histogram) 분포를 분석하여 복강경 수술 영상의 배경을 분할하기 위한 각각의 경계 값을 설정하였다. Hue채널 영상의 히스토그램 분포는 다양한 수술 영상에서도 균일한 분포를 나타내는데, 이는 L\*a\*b\* 색 공간 변환 과정에서 b\*채널 영상을 제거하였기 때문이다. 따라서 Saturation채널 영상과 Value채널 영상의 경계 값 조정이 배경을 분할하는 중요한 요인이 된다. 설정한 각 채널들의 경계 값은 0~1 범위로 정규화하였고 Hue값은 0이상 0.2이하로 고정 값이며, 수술 영상에 따라 Saturation 값은 0.1~0.2, Value 값은 0.5~0.55 범위로 설정하였다.

또한 각각의 채널을 경계화 한 영상을 하나로 합성한 후에 잡음을 제거하는 과정을 수행하였다. 독립적으로 분할된 객체들의 넓이가



100화소 이하는 잡음으로 간주하고 제거하였으며 형태학적(Morphology)

닫기(Close) 기법으로 객체의 외곽선을 평활화(Smoothing)하였다.

형태학적 닫기 기법의 공식은 식 (12)와 같다[40].

$$A \cdot B = (A \oplus B) \ominus B \quad (12)$$

B에 의한 A의 형태학적 닫기는  $A \cdot B$ 로 표현되며, 팽창 후 침식 과정이 수행된다. 사용한 형태학적 닫기 기법의 커널(kernel)은 타원 형태이며

2회 반복 실행하였다. 다음으로 흰색 영역의 내부 잡음을 제거하였고,

반사광 제거 영상과 합성한 후 원본 영상에 뿔셈 연산을 하여 배경을

제거하였다. 그림 7은 HSV 색 공간 변환 및 경계화 과정을 나타내며

그림 8은 HSV 경계화 영상의 잡음을 제거하는 과정을 나타낸다.

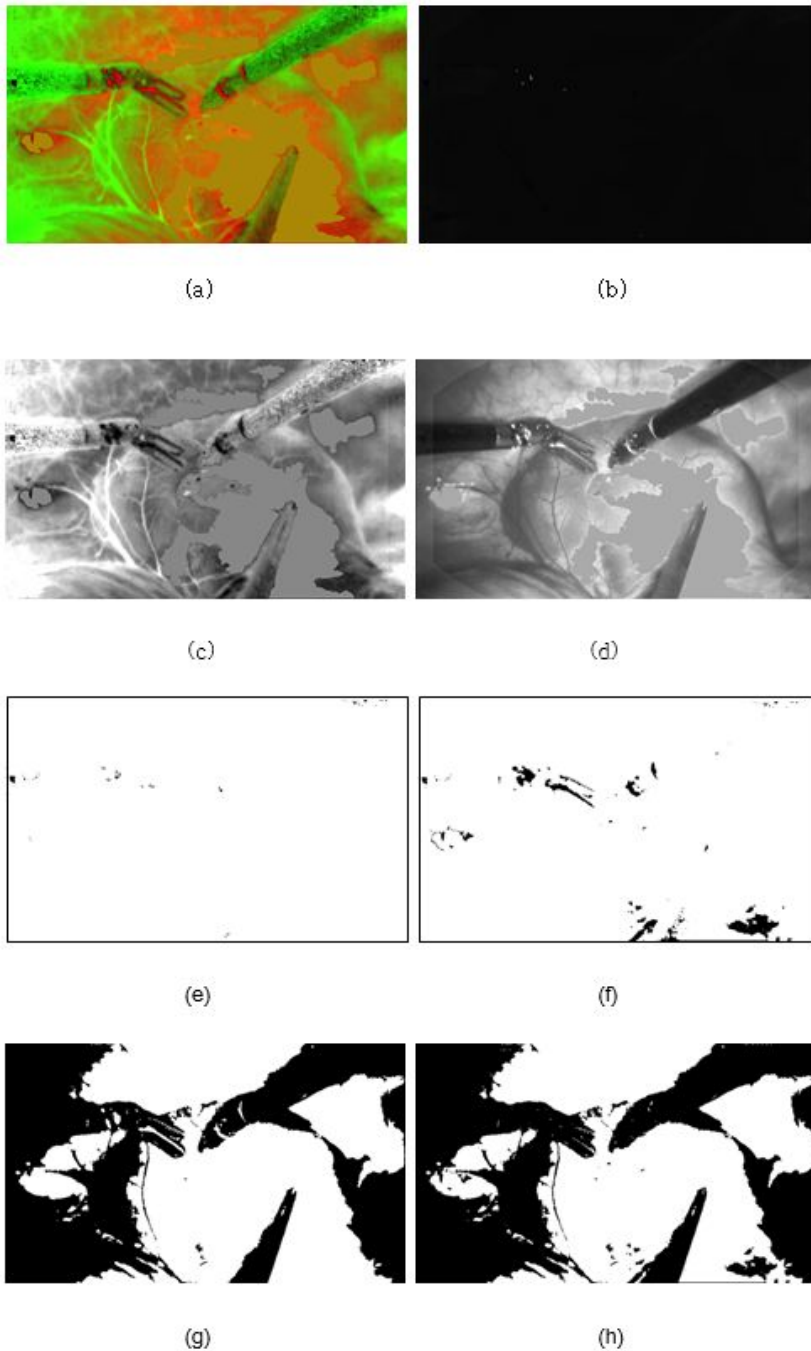


그림 7. HSV 색 공간 변환 및 경계화 과정 HSV 색 공간의 Hue채널에서 조직의 색 분포를 고려한 경계화를 통해 배경을 분할하는 과정을 나타낸다. (a)HSV 색 공간 변환 결과 (b)H채널 (c)S채널 (d)V채널 (e)H채널 경계화 결과 (f)S채널 경계화 결과 (g)V채널 경계화 결과 (h)HSV 색 공간 경계화 결과

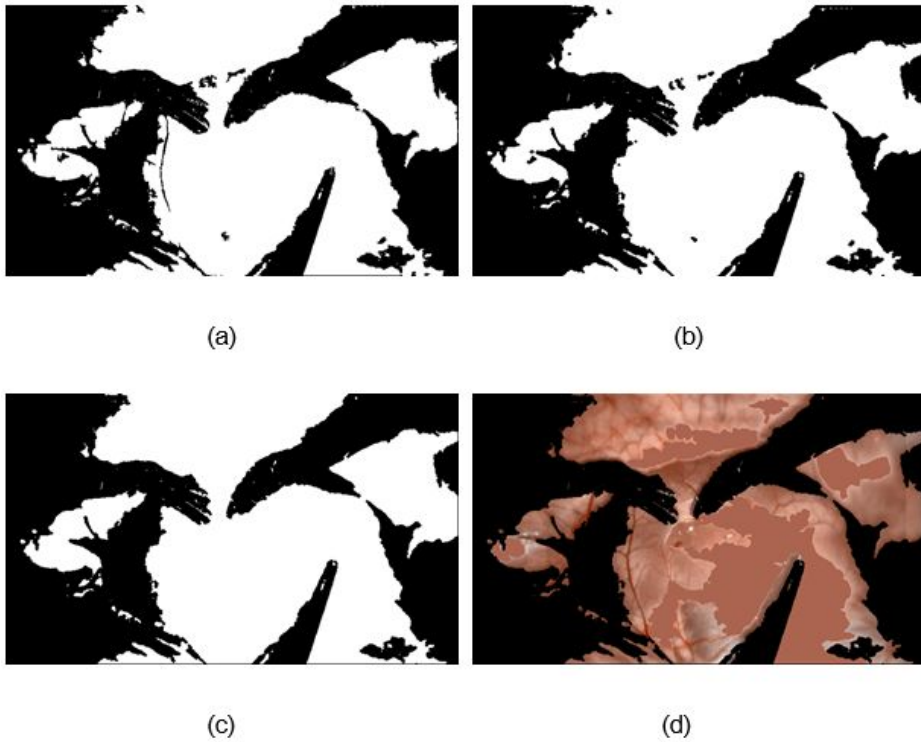
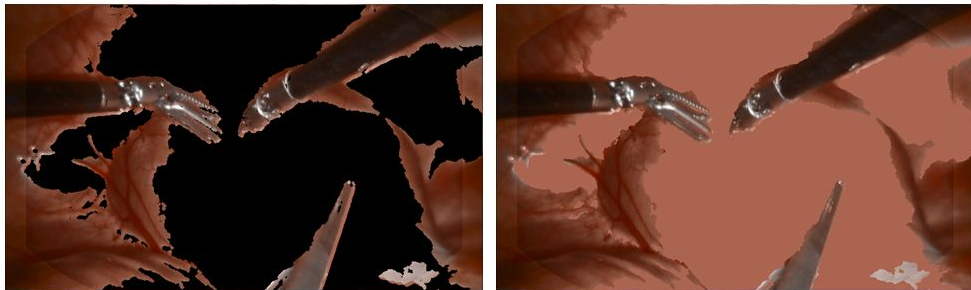


그림 8. 경계화 영상 잡음 제거 과정 배경 영역의 잡음을 제거하고 반사광 제거 영상을 합성하여 배경을 분할하는 과정을 나타낸다. (a)일정 넓이 이하의 객체를 제거한 결과 (b)형태학적 닫기 기법 결과 (c)조직 영역의 잡음 제거 결과 (d)반사광 제거 영상을 합성한 결과

## 2.2.2. 배경 단순화

### 2.2.2.1. 단일 조직 색상 합성

2.2.1의 과정을 통해 얻은 배경 분할 영상은 원본 영상에서 뿔샘 연산을 통해 제거된다. 제거된 결과 영상의 공백 영역에는 반사광 제거 과정에서 설정한 임의의 조직의 단일한 색상을 합성하였다. 이 색상의 설정 값은 추후 수술도구 분할 정확도에 영향을 주는 중요한 요인이며, 이후의 K-평균 군집화(K-means Clustering) 과정에서 잡음을 효과적으로 제거하기 위해 사용된다. 그림 9는 단일 조직 색상 합성 과정을 나타낸다.



(a)

(b)

**그림 9. 단일 조직 색상 합성 과정** 제거된 배경의 영역에 단일한 조직의 색상을 합성하는 과정을 나타낸다. 이를 통해서 K-평균 군집화 과정에서 효과적으로 잡음을 제거하였다. (a) 원본에서 분할한 배경을 제거한 결과 (b) 제거된 조직 영역에 단일한 조직의 색상을 합성한 결과

## 2.2.2.2. XYZ 색 공간 변환

앞에서 언급한 대로 복강경 수술 영상의 수술도구의 끝 부분은 금속 재질로 이루어져 있으므로 반사광뿐만 아니라 조직의 색상이 반사된다[29-32]. 이러한 반사된 조직의 색상은 이후의 K-평균 군집화 과정에서 수술도구의 분할 정확도를 떨어뜨리는 요인이 된다. 따라서 이를 제거하기 위한 선행 연구로는, RGB 색 공간의 R채널 분포가 조직의 반사의 주된 분포로 간주하고 색도 필터(Chromaticity Filter)를 사용한 방법이 있다. 정규화 RGB 색 공간에서  $r$ 을 구하는 공식은 식 (13)과 같이 정의한다[41-42].

$$r = \left( \frac{R}{R+G+B} \right) \quad (13)$$

여기서 구한  $r$ 을 제거함으로써, 수술도구의 끝의 금속 부분에 반사되는 조직의 색상을 제거하였는데  $r$ 을 구하는 공식은 XYZ 색 공간을 이용한  $xy$  색도분포표를 이용한다. 배경을 분할한 결과 영상에 색을 구분하는데

사용되는 특성은 명도(Brightness), 색상(Hue), 채도(Saturation)이다.

색상과 채도는 곧 색도(Chromaticity)라 불리며, 따라서 색은 명도와 색도에 의해 특징지어질 수 있다. 임의의 특정 색을 만드는데 필요한 적, 녹, 청의 양은 삼자극치(Tristimulus values)라고 불리며, 각각 X, Y, Z로 표기된다. X, Y, Z를 구하는 공식은 2.2.1.1에서 제시되었고 이를 통해 x, y, z를 계산하는 공식은 식 (14~16)과 같다.

$$x = \frac{X}{X+Y+Z} \quad (14)$$

$$y = \frac{Y}{X+Y+Z} \quad (15)$$

$$z = \frac{Z}{X+Y+Z} = 1 - x - y \quad (16)$$

여기서 앞에서 정의한 r은 x를 구하는 식의 X, Y, Z 값에 R, G, B 값을 대입한 식과 같다. 그러나 그림9(b) 영상에 다양한 색 공간을 변환을 실험한 결과, 기존의 수술도구의 끝, 곧 금속 부분의 색상을 유지하면서

조직의 반사되는 r색상을 제거하는 여러 가지 색 공간이 존재하였다. 그 중에서 영상을 XYZ 색 공간으로 변환하여 반사되는 조직의 색상을 제거할 수 있으며, 그림 10은 그림 9(b) 영상을 XYZ 색 공간으로 변환하여 수술도구의 금속 부분에 조직에 반사되는 색상을 제거하는 과정을 나타낸다.

### 2.2.2.3. K-평균 군집화

XYZ 색 공간 변환 결과 영상에서 K-평균 군집화(K-means Clustering) 기법을 통해 수술도구와 그 이외 영역(K=2)으로 분류하였다. K-평균 군집화는 비교사 학습(Unsupervised Learning)으로, 각 군집에 속하는 점들의 중심 점과 클러스터 간의 거리 차이의 분산을 최소화하는 방식으로 동작한다[43]. K-평균 군집화 알고리즘의 수행 단계는 다음과 같다. 화소(pixels) 데이터  $\{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ 로부터 임의의 K개 벡터를 선택하여 초기 대표 벡터 집합  $\{m_1, m_2, \dots, m_K\}$ 을 생성한다. 각 화소

데이터  $x_j (j=1, \dots, N)$ 에 대해  $K$ 개의 대표벡터들과의 거리  $d(x_j, m_k) (k=1, \dots, K)$ 를 계산한다. 이 때 화소 데이터  $x_j$ 가 대표벡터  $m_k$ 에 가깝다면 이 데이터를 군집  $C_k$ 에 속하도록 라벨링한다. 이를 통해 화소 데이터 집합을  $K$ 개의 군집  $\{C_1, C_2, \dots, C_k\}$ 로 나누며 공식은 식 (17)과 같다.

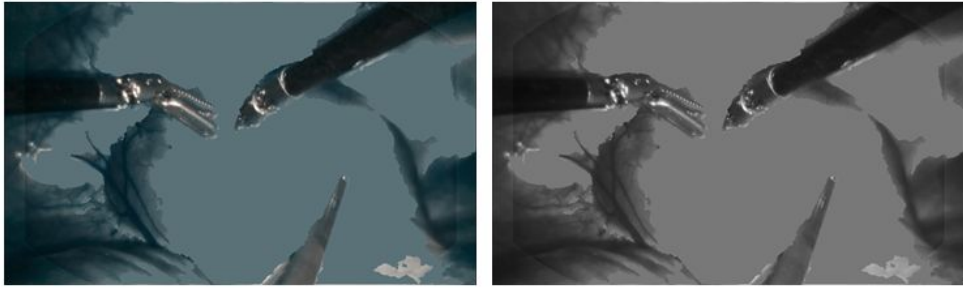
$$C_k = \{x_j | d(x_j, m_k) \leq x_j | d(x_j, m_i), i = 1, \dots, K\} \quad (17)$$

앞에서 구한 새로운 군집에서 각각의 대표벡터를 갱신하며 공식은 식 (18)과 같다.

$$m_k^{new} = \frac{1}{|C_k|} \sum_{x_j \in C_k} x_j \quad (18)$$

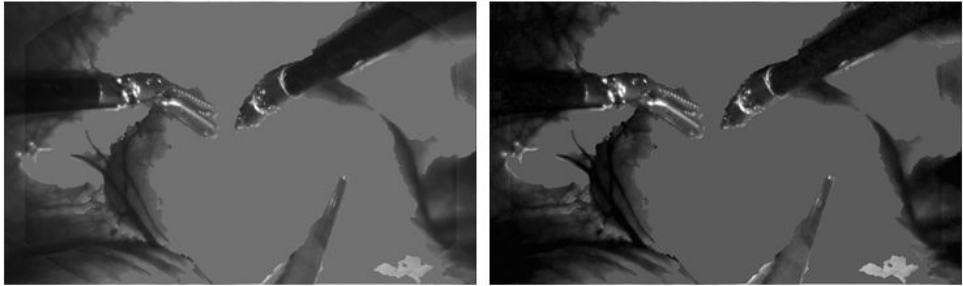
새로 갱신하기 전의 대표벡터  $m_k$ 와 수정 후의 대표벡터  $m_k^{new}$ 의 차이를 계산하여 그 값에 변화가 없거나 설정된 반복횟수에 도달할 때까지 이전 수행 단계를 반복한다[44]. 그림 11은 2.2의 배경 단순화 유무에 따라  $K$ -평균 군집화 적용 결과가 다르게 나타남을 나타낸다.





(a)

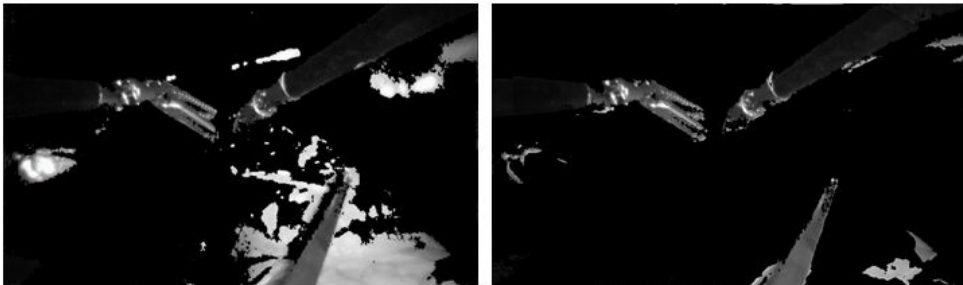
(b)



(c)

(d)

**그림 10. XYZ 색 공간 변환 과정** XYZ 색 공간을 통해 수술도구의 금속 부분에 반사되는 조직의 색상을 제거하는 과정을 나타낸다. (a)XYZ 색 공간 변환 결과 (b)X채널 (c)Y채널 (d)Z채널



(a)

(b)

**그림 11. K-평균 군집화 결과 비교** 그림 (a), (b)는 각각 배경 단순화 과정이 없는 경우와 있는 경우의 K-평균 군집화 결과 차이를 나타낸다.

## 2.2.3. 잡음 제거

### 2.2.3.1. 주성분 분석

K-평균 군집화 과정 이후에 형태학적 단기 기법을 수행하고 분할 객체의 내부 잡음을 제거하였으며, 그림 12는 잡음 제거 과정을 나타낸다.

마지막으로 객체들의 외곽선을 감지하고, 감지한 외곽선 화소 값들에 대한 주성분 분석(Principal Component Analysis)을 수행하였다. 주성분 분석은 대표적인 데이터 집합을 분석하는 기법으로, 데이터를 하나의 축으로 사상시켜서 분산이 커지는 축의 순서로 새로운 좌표계 데이터를 선형 변환하여 차원을 축소시키는 방법이다. 주성분 분석 알고리즘의 수행 단계는 다음과 같다. 식 (19)에서 입력데이터 집합  $\mathbf{X}$ 의 평균  $\mu_{\mathbf{x}}$ 와 공분산  $\Sigma_{\mathbf{x}}$ 를 계산한다(1은 모든 원소의 값이 1인 n차원 열 벡터) 식 (20)에서 고유치 분석을 통해 식 (21)의 공분산  $\Sigma_{\mathbf{x}}$ 의 고유치행렬  $\Lambda$ 과 고유벡터행렬  $\mathbf{U}$ 를 계산한다.

$$\mu_x = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \quad (19)$$

$$\Sigma_x = \frac{1}{N} (X - M_x)(X - M_x)^T, \quad M_x = \mu_x \mathbf{1}^T \quad (20)$$

$$\Sigma_x = U \Lambda U^T = [\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_n] \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \lambda_2 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \lambda_n \end{bmatrix} [\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_n]^T \quad (21)$$

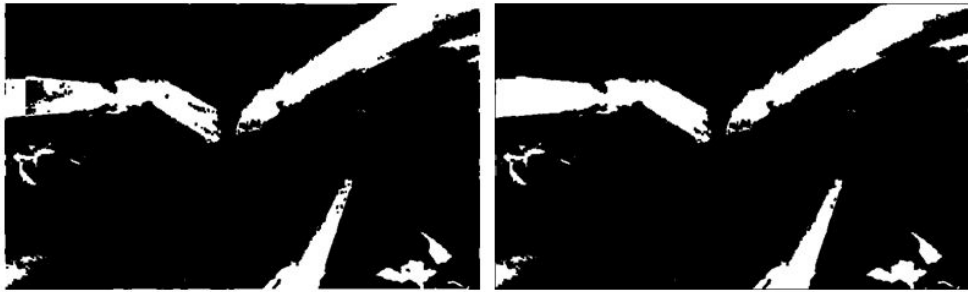
공분산 행렬의 고유치와 고유벡터를 찾아 그 고유치가 큰 순서대로 행렬  $W$ 를 구성하며 식 (22)과 같다. 마지막으로  $W$ 에 의한 선형변환에 의해 특징데이터  $Y$ 를 얻는다[45].

$$W = [\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_m] \quad (22)$$

$$Y = W^T X \quad (23)$$

다음 식 (23)으로부터  $Y$ 를 통해 큰 순서대로 첫 번째, 두 번째 고유치와 고유벡터를 구하고 각각을 곱한다. 그 결과로 첫 번째 주성분 벡터가

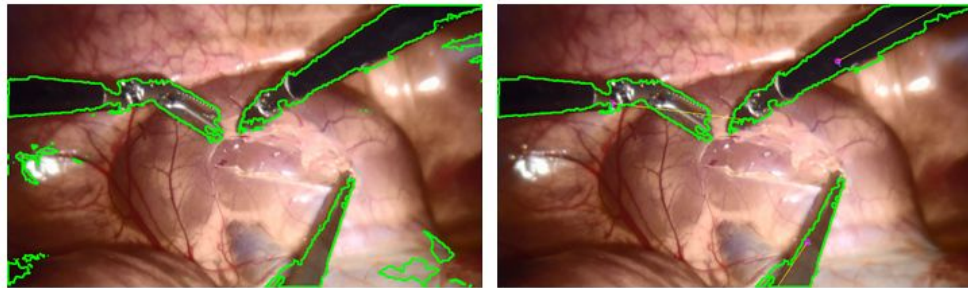
영상 내 객체의 장축(Major Axis)이 되고, 두 번째 주성분 벡터가 단축(Minor Axis)이 된다. 수술도구의 모양이 기다란 원통형 모양임을 고려하여 장축과 단축을 각각  $M$ ,  $m$  이라고 할 때,  $\frac{M}{m} = 3$  으로 설정하여 그 이하의 값을 잡음으로 간주하고 제거하였다. 그림 13은 주성분 분석을 통해 수술도구를 분할하는 과정을 나타낸다.



(a)

(b)

**그림 12. 잡음 제거 과정** K-평균 군집화 결과 영상에서 수술도구 내부의 잡음을 제거하는 과정을 나타낸다. (a)형태학적 닫힘 연산 결과 (b)내부 잡음 제거 결과



(a)

(b)

**그림 13. 주성분 분석 과정** 주성분 분석을 통하여 잡음을 제거하는 과정을 나타낸다. 수술도구 외곽선 화소 값들을 주성분 분석하여 장축과 단축의 비가 3:1 이하이면 잡음으로 간주하고 제거하였다. (a) 객체들의 외곽선 표시 결과 (b)주성분 분석을 통한 잡음 제거 결과

## 2.3. 성능 평가 방법

### 2.3.1. 수술도구 분할 정확도

제안한 연구 방법과 선행연구 방법들을 구현한 수술도구 분할 영상의 이진 영상과 기준 영상의 분할 정확도를 비교하였다. 각 영상들의 화소 (pixels)를 표 1의 혼동 행렬(Confusion Matrix)를 통해 1:1로 비교하였다[46]. 그림 14는 수술도구 분할 정확도 비교를 나타낸다.



**그림 14 수술도구 분할 정확도 비교** 제안한 연구 방법을 적용하여 분할한 수술도구 이진 영상과 기준 영상의 각 화소를 혼동 행렬을 통해 비교하였다. (a)제안한 연구 방법의 이진 영상 (b)기준 영상

표 1. 혼동 행렬(Confusion Matrix)

		Condition	
		Condition Positive	Condition Negative
Test outcome	Test outcome Positive	TP	FP
	Test outcome Negative	FN	TN

혼동 행렬을 통해 True Positive(TP), True Negative(TN), False Positive(FP), False Negative(FN)을 구하였으며 각각 의미하는 것은 ‘수술도구를 수술도구라고 검출함’, ‘수술도구가 아닌 것을 수술도구가 아니라고 검출함’, ‘수술도구가 아닌 것을 수술도구라고 검출함’, ‘수술도구인 것을 수술도구가 아니라고 검출함’이다. TP, TN, FP, FN 각각의 확률 값은 식 (24-26)과 같이 정의한다.

$$P_{TP} = \frac{TP}{TP+TN+FP+FN} \quad P_{TN} = \frac{TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (24)$$

$$P_{FP} = \frac{FP}{TP+TN+FP+FN} \quad P_{FN} = \frac{FN}{TP+TN+FP+FN} \quad (25)$$

$$P_{TP} + P_{TN} + P_{FP} + P_{FN} = 1 \quad (26)$$

민감도(Sensitivity)와 특이도(Specificity)는 각각 ‘수술도구인 영역의 경우에 수술도구를 검출’ 과 ‘수술도구가 아닌 영역의 경우에 수술도구를 검출하지 못함’ 을 의미한다. 민감도 특이도는 식 (24-26)를 통해 구한 TP, TN, FP, FN 를 이용하여 계산하고 공식은 식(27-28)과 같이 정의한다.

$$\text{Sensitivity}(\%) = \frac{TP}{TP+FN} \times 100 \quad (27)$$

$$\text{Specificity}(\%) = \frac{TN}{FP+TN} \times 100 \quad (28)$$



### 2.3.2. 수술도구 끝 좌표 오차

두 번째 평가 방법은 수술도구 끝의 좌표를 비교하는 방법이다. 수술도구의 끝은 수술자의 주요 관심 영역이자 조직과의 접촉 및 수술도구와의 충돌이 가능한 영역이다. 평가 방법은 그림 15와 같이 수술도구 분할 영상에서 각각의 수술도구 끝 좌표와 기준 영상 수술도구 끝 좌표의 평균 제곱근 편차(RMSE)를 통해 평균과 표준편차를 구하였다. 표준오차를 구하는 식은 (29)과 같다.  $y_j$ 는 기준 영상의 수술도구 끝 좌표이며  $\hat{y}_j$ 는 연구 방법을 적용한 영상의 수술도구 끝 좌표이다.

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (y_j - \hat{y}_j)^2} \quad (29)$$

평가는 첫 번째 평가와 동일하게 7가지 수술 영상에서 평가하였으며, 100화소(pixels) 당 5mm로 거리 단위를 환산하여 오차를 계산하였다. 수술 영상에 따라 나타나는 수술도구는 2개 또는 3개이며 수술도구 분할에 실패한 경우에 x 표기를 하였다.



**그림 15. 수술도구 끝 좌표 비교** 제안한 연구 방법을 적용하여 분할한 수술도구 이진 영상과 기준 영상의 수술도구 좌표 끝의 오차를 비교하였다. (a)제안한 연구 방법의 이진 영상에 수술도구의 끝을 표시한 영상 (b)기준 영상에 수술도구의 끝을 표시한 영상

### 2.3.3. 수행시간

마지막 평가방법은 수행시간을 측정하여 비교하는 방법이다. 복강경 수술 영상의 실시간 영상처리 구현은 중요한 쟁점이다[28]. 본 연구는 영상처리 속도의 향상을 위해 1440x1080 Full HD 영상을 720x480 화소(pixel)의 축소된 크기에서 실험하였으며 제안한 연구 방법과 선행 연구 방법들의 수행시간을 비교 평가하였다. 영상의 프레임 속도는 29frames/sec이며, 시간으로 환산하면 0.034sec/frame이다. 개발 프로그램은 Microsoft Visual Studio 2012 C++와 OpenCV Library를 사용하였으며 64bit Release 모드에서 실험하였다. 컴퓨터 사양은 CPU i5, 3.4GHz, 8G 메모리이며 Intel® HD Graphics 그래픽카드를 사용하였다.

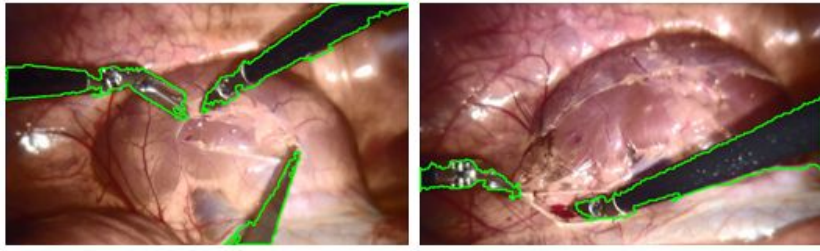
### 3. 결 과

개발된 방법의 성능평가는 다양한 환경의 복강경 수술에서 실험하기 위하여 일반 영상, 연기가 나는 영상, 조도가 변하는 영상, 복잡한 배경의 영상, 수술도구 간의 교합(Occlusion) 영상, 수술도구와 조직의 교합 영상, 봉합(Suturing) 영상에서 평가하였다. 성능평가를 위해 선정한 수술 환경들은 선행 연구에서 평가한 수술 환경과 수술도구 분할에 어려움을 주는 요인들을 고려하였으며 중요한 복강경 로봇 수술 환경 중 하나인 봉합 영상을 추가 선정하였다[3, 19, 47]. 그림자와 반사광은 선정한 모든 수술 영상에서 발생하므로 평가 항목으로 따로 분류하지 않았다. 선정한 다양한 환경의 복강경 수술 영상에 관한 설명은 다음과 같다.

첫 번째는 모든 영상에서 공통적으로 발생하는 그림자와 반사광이 있는 일반 영상이다. 215frames(약 7초) 중에서 임의의 34개 표본을 선정하여 평가하였다. 두 번째는 전기적 에너지를 발생하는 수술도구를 이용하

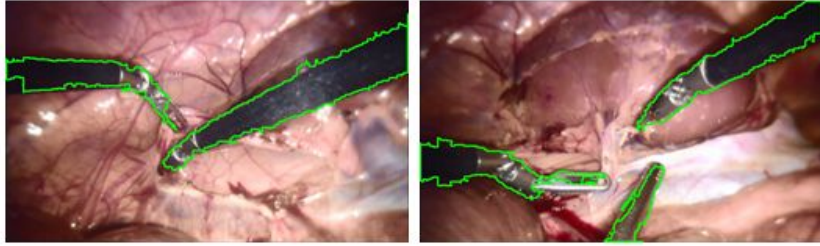
여 조직의 특정 부위를 자르거나 응고시킬 때 발생하는 연기가 나는 영상이다. 452frames(약 15초) 중에서 임의의 39개 표본을 선정하여 평가하였다. 세 번째는 시간에 따라 조도가 변하는 영상이다. 324frames(약 10초) 중에서 임의의 31개 표본을 선정하여 평가하였다. 네 번째는 복잡한 구성 및 출혈로 인한 복잡한 배경의 영상이다. 439frames(약 14초) 중에서 임의의 39개 표본을 선정하여 평가하였다. 다섯 번째는 수술도구 간의 충돌 시 분할 단계에서 하나의 객체로 인식되는 수술도구 간의 교합(Occlusion) 영상이다. 370frames(약 12초) 중에서 임의의 34개 표본을 선정하여 평가하였다. 여섯 번째는 수술도구와 조직의 충돌 시 분할 단계에서 하나의 객체로 인식되는 수술도구와 조직의 교합(Occlusion) 영상이다. 381frames(약 12초) 중에서 임의의 35개 표본을 선정하여 평가하였다. 마지막은 실을 이용하여 찢어진 조직을 꿰매거나 추출하는 봉합(Suturing) 영상이다. 357frames(약 12초) 중에서 임의의 39개 표본을 선정하여 평가하였다.

또한 각각의 수술 영상에서 제안하는 연구 방법과 두 가지 선행연구 방법을 수동으로 수술도구를 분할한 기준(Reference) 영상과 비교하여 평가하였다. 비교한 선행연구 방법은 첫 번째로 K-평균 군집화, 형판 대응, 칼만 필터 등의 기법을 조합한 복합 영상처리 기법으로 2013년도에 논문으로 게재된 방법이다[8]. 두 번째 방법은 캐니 필터(Canny Filter), 허프 변환(Hough Transform), 확장형 칼만 필터(Extended Kalman Filter) 등의 기법을 조합한 복합 영상처리 기법으로 2014년도에 논문으로 게재된 방법이다[47]. 두 선행 연구 방법은 수술도구의 분할(Segmentation) 뿐만 아니라 이후의 움직임 추적하는 연구이므로 영상처리 과정의 분할 단계까지의 결과를 비교하였다. 그림 16은 앞에서 언급한 7가지의 수술 환경에서 제안한 수술도구 분할 알고리즘의 결과를 나타낸다.



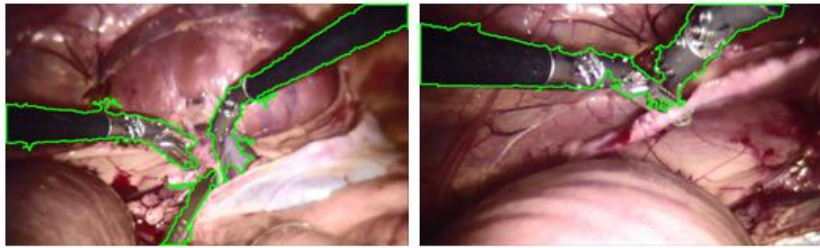
(a)

(b)



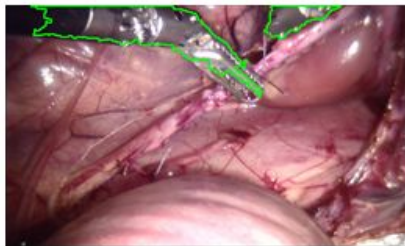
(c)

(d)



(e)

(f)



(g)

**그림 16. 수술도구 분할 결과** 7가지의 다양한 복강경 수술 영상에서 제안한 연구 방법을 적용하여 수술도구를 분할한 결과를 나타낸다. (a)일반 영상 (b)연기가 나는 영상 (c)조도가 변하는 영상 (d)복잡한 배경의 영상 (e)수술도구 간의 교합 영상 (f)수술도구와 조직의 교합 영상 (g)봉합 영상

### 3.1. 수술도구 분할 정확도 비교 결과

평가한 각각의 수술 영상에서 첫 번째 선행 연구 방법(2013년도 논문)의 평균 민감도는 각각  $19.52 \pm 10.23\%$ ,  $56.4 \pm 17.42\%$ ,  $36.09 \pm 9.65\%$ ,  $22.95 \pm 10.2\%$ ,  $32.51 \pm 17.35\%$ ,  $29.45 \pm 13.02\%$ ,  $25.76 \pm 10.24\%$ 이며 전체 평균은  $31.81 \pm 12.59\%$ 를 보였다. 평균 특이도는 각각  $97.38 \pm 1.48\%$ ,  $96.97 \pm 2.25\%$ ,  $97.97 \pm 1.36\%$ ,  $98.87 \pm 1.58\%$ ,  $98.27 \pm 2.23\%$ ,  $97.38 \pm 3.36\%$ ,  $96.98 \pm 1.83\%$ 이며 전체 평균은  $97.69 \pm 2.01\%$ 를 보였다.

두 번째 선행 연구 방법(2014년도 논문)의 평균 민감도는 각각  $51.4 \pm 5.32\%$ ,  $69.62 \pm 5.93\%$ ,  $71.31 \pm 6.61\%$ ,  $61.72 \pm 3.39\%$ ,  $48.9 \pm 4.87\%$ ,  $45.98 \pm 4.5\%$ ,  $11.06 \pm 10.83\%$ 이며 전체 평균은  $51.43 \pm 5.92\%$ 를 보였다. 평균 특이도는 각각  $95.87 \pm 0.35\%$ ,  $96.57 \pm 0.6\%$ ,  $94.96 \pm 1.04\%$ ,  $95.7 \pm 0.34\%$ ,  $94.65 \pm 0.92\%$ ,  $90.2 \pm 0.99\%$ ,  $96.45 \pm 0.8\%$ 이며 전체 평균은  $94.91 \pm 0.72\%$ 를 보였다.

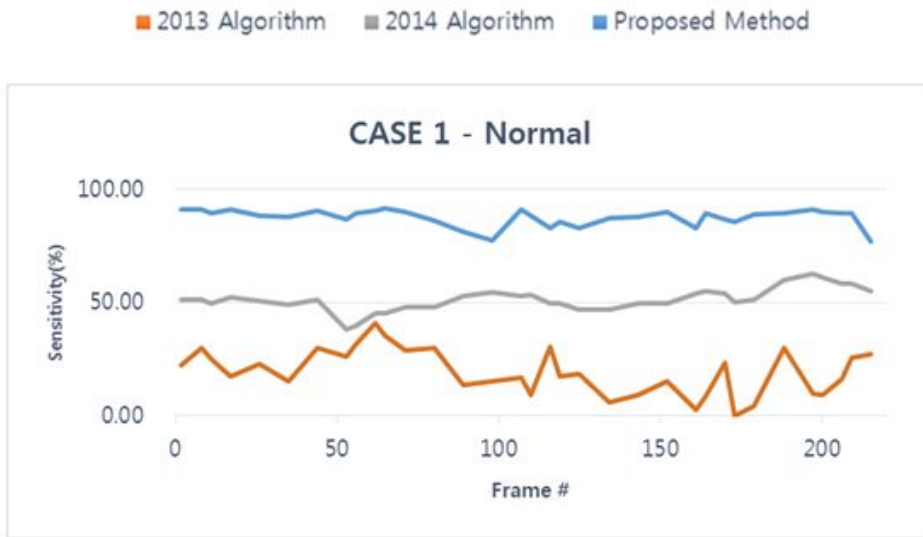
제안한 연구 방법의 평균 민감도는 각각  $87.67 \pm 3.82\%$ ,  $87.43 \pm 4.05\%$ ,



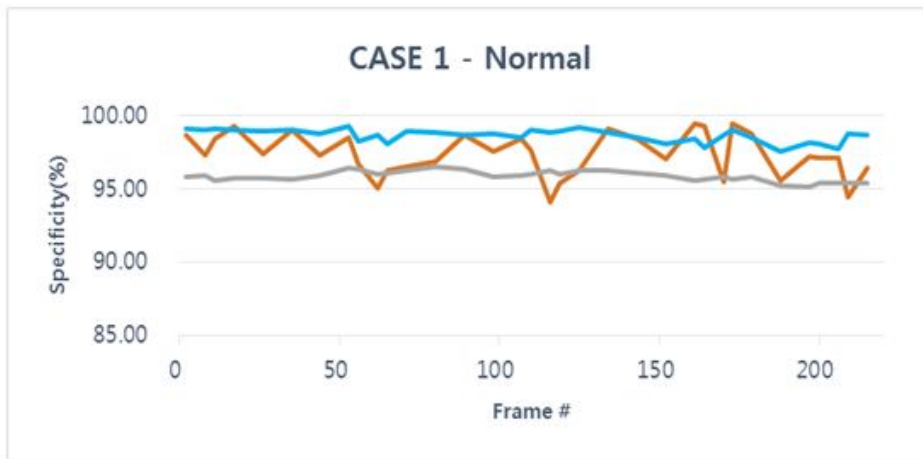
84.89±4.26%, 95.08±2.1%, 86.22±5.35%, 79.15±7.23%, 73.25±14.91%이며 전체 평균은 84.81±5.96%을 보였다. 평균 특이도는 각각 98.65±0.44%, 98.54±0.97%, 98.98±0.46%, 95.74±1.64%, 97.78±1.05%, 99.07±0.44%, 99.79±0.16%이며 전체 평균은 98.36±0.74%를 보였다.

결과적으로 제안한 연구 방법의 결과가 평균 민감도 84.81±5.96%, 평균 특이도 98.36±0.74%으로 선행 연구 방법들보다 더 높은 평균 민감도와 평균 특이도를 보임으로써 가장 높은 수술도구 분할 정확도 (Accuracy)를 보였고, 또한 낮은 평균 표준편차를 보임으로써 다양한 환경의 수술 영상에서 강인함(Robustness)를 보였다. 그림 [17-23]은 다양한 환경의 수술 영상에서 선정한 표본들에 따른 수술도구 분할 정확도를 연구 방법들 간에 비교한 그래프이다. 그림 [24-30]은 그림 [17-23]에서 보여준 수술도구 분할 정확도의 평균과 표준편차를 나타낸 도표이다. 그림 31은 다양한 수술 영상의 분할 정확도를 최종 평가한 결과를

나타낸 도표이며, 표 2는 그림 [17-23]에서 보여준 수술도구 분할 정확도를 연구 방법들 간에 비교한 표이다.



(a)



(b)

**그림 17. 일반영상 분할 평가** 선행연구 방법들과 제안한 연구 방법의 분할 평가를 비교한 그래프이다. (a)와 (b)는 각각 선정된 표본들에 따른 일반영상 분할 민감도와 특이도를 나타낸다.

■ 2013 Algorithm   
 ■ 2014 Algorithm   
 ■ Proposed Method



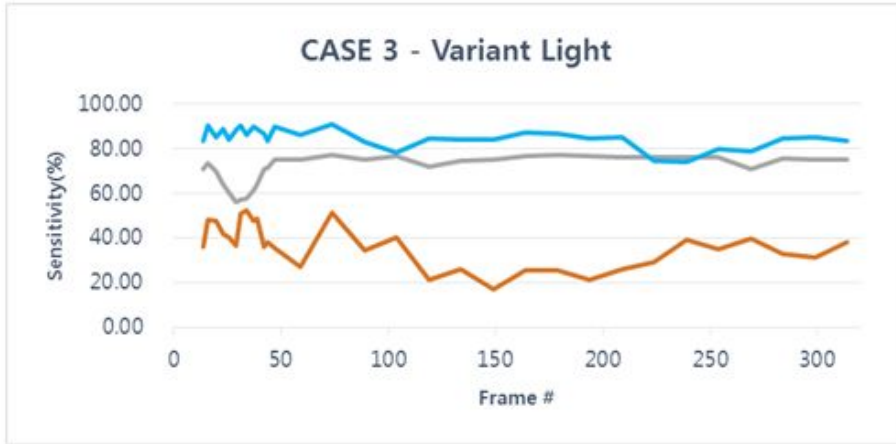
(a)



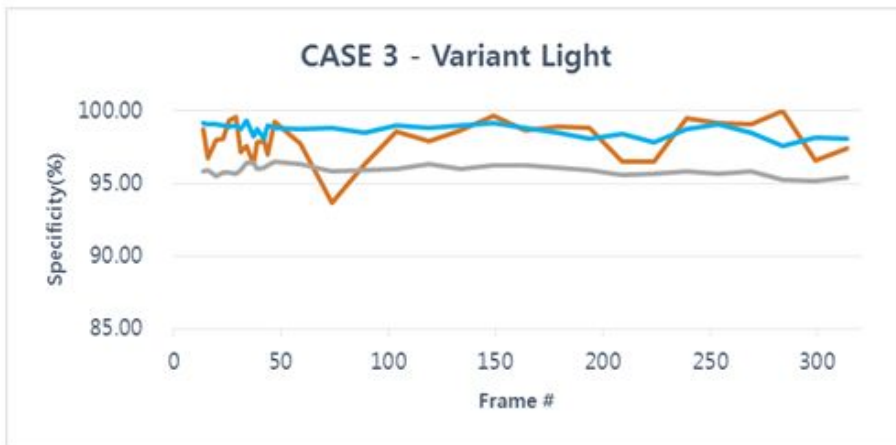
(b)

**그림 18. 연기가 나는 영상 분할 평가**   
 선행연구 방법들과 제안한 연구 방법의 분할 평가를 비교한 그래프이다. (a)와 (b)는 각각 선정한 표본들에 따른 연기가 나는 영상 분할 민감도와 특이도를 나타낸다.

■ 2013 Algorithm   ■ 2014 Algorithm   ■ Proposed Method



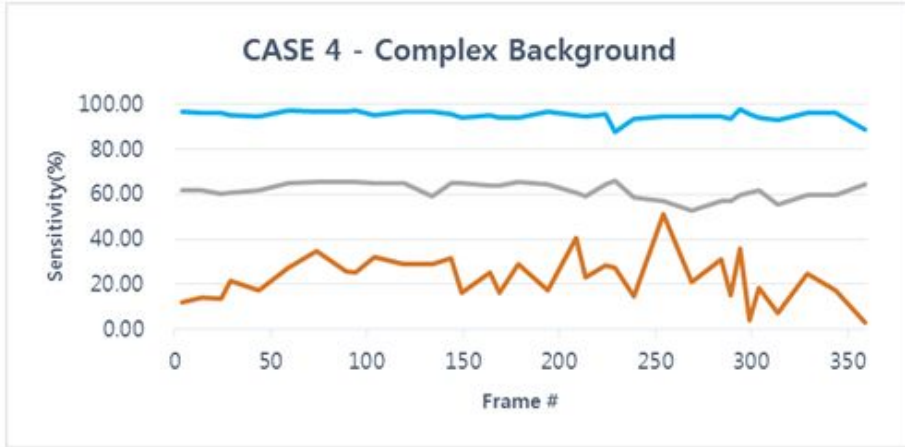
(a)



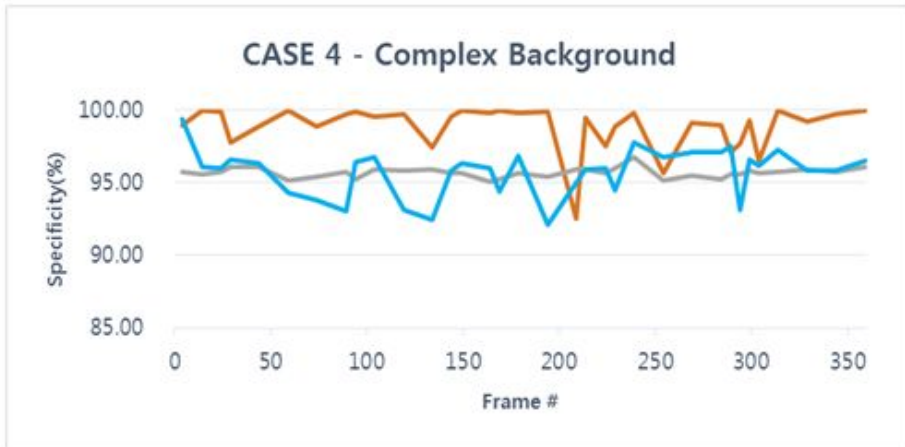
(b)

그림 19. 조도가 변하는 영상 분할 평가    선행연구 방법들과 제안한 연구 방법의 분할 평가를 비교한 그래프이다. (a)와 (b)는 각각 선정한 표본들에 따른 조도가 변하는 영상 분할 민감도와 특이도를 나타낸다.

■ 2013 Algorithm   ■ 2014 Algorithm   ■ Proposed Method



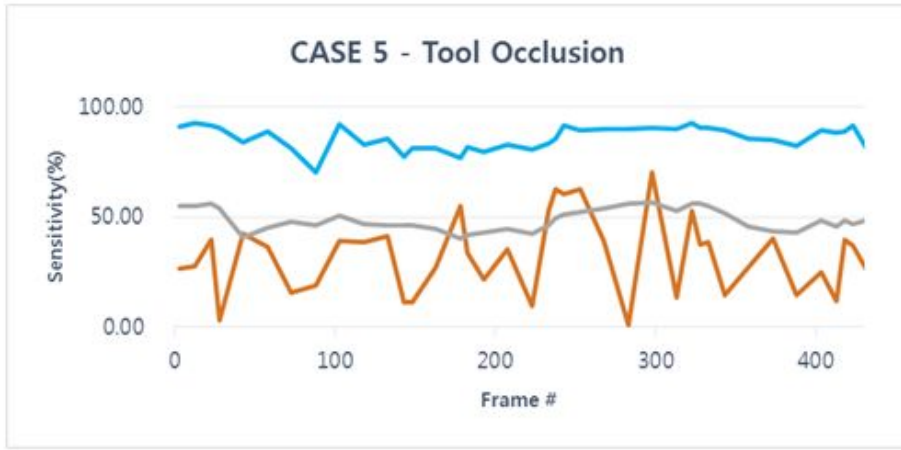
(a)



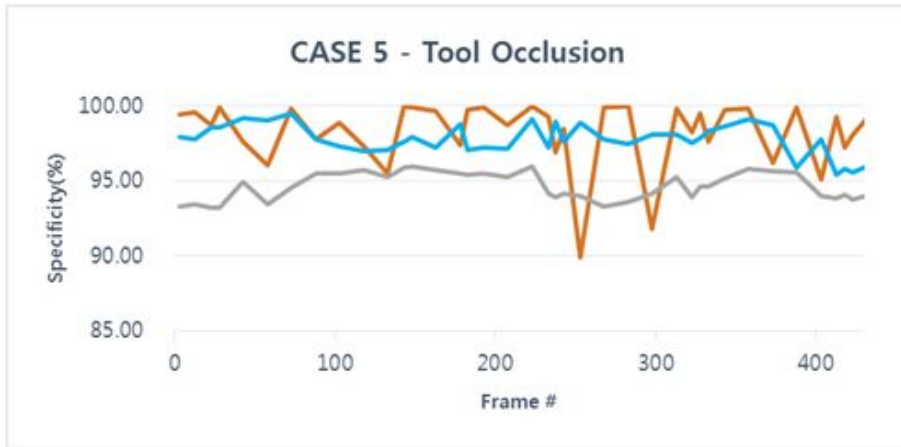
(b)

그림 20. 복잡한 배경의 영상 분할 평가    선행연구 방법들과 제안한 연구 방법의 분할 평가를 비교한 그래프이다. (a)와 (b)는 각각 선정된 표본들에 따른 복잡한 배경의 영상 분할 민감도와 특이도를 나타낸다.

■ 2013 Algorithm   ■ 2014 Algorithm   ■ Proposed Method



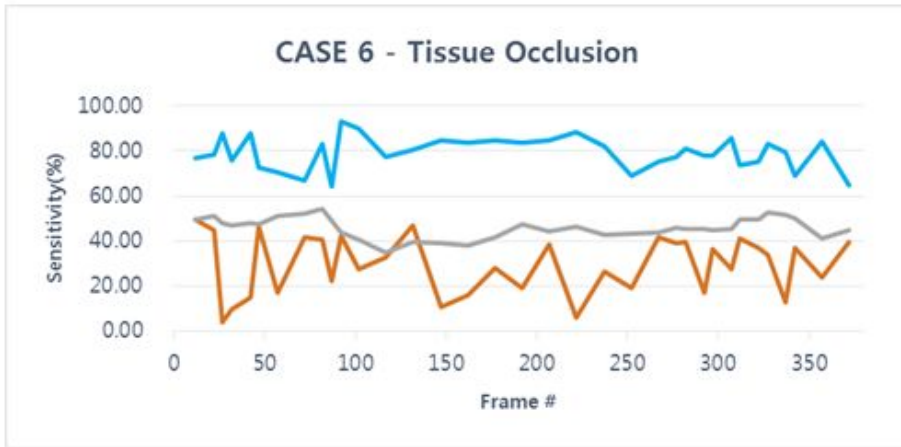
(a)



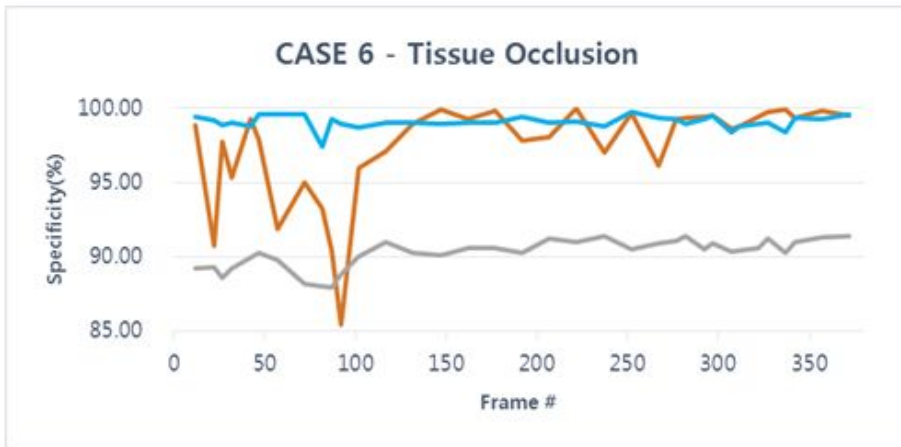
(b)

그림 21. 수술도구 간의 교합 영상 분할 평가    선행연구 방법들과 제안한 연구 방법의 분할 평가를 비교한 그래프이다. (a)와 (b)는 각각 선정한 표본들에 따른 수술도구 간의 교합 영상 분할 민감도와 특이도를 나타낸다.

■ 2013 Algorithm   ■ 2014 Algorithm   ■ Proposed Method



(a)

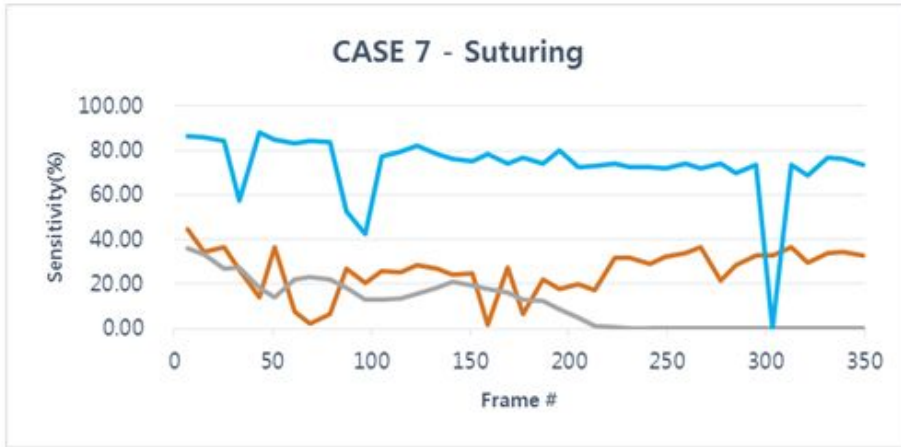


(b)

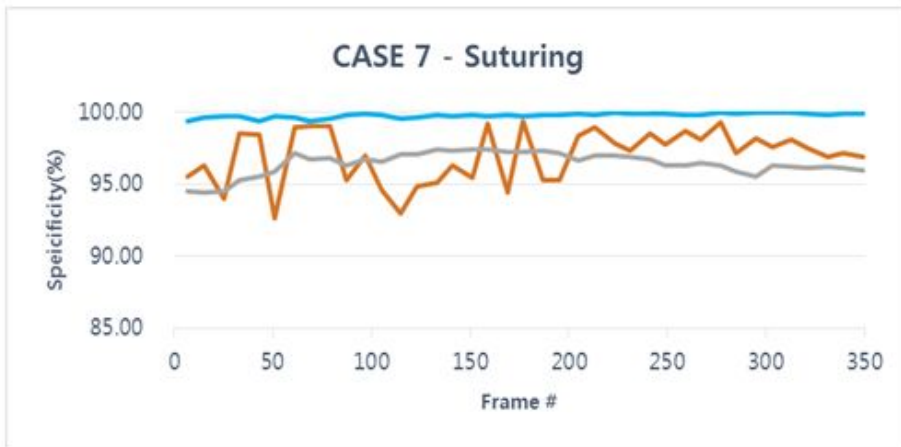
그림 22. 수술도구와 조직의 교합 영상 분할 평가    선행연구 방법들과 제안한 연구 방법의 분할 평가를 비교한 그래프이다. (a)와 (b)는 각각 선정된 표본들에 따른 수술도구와 조직의 교합 영상 분할 민감도와 특이도를 나타낸다.



■ 2013 Algorithm   ■ 2014 Algorithm   ■ Proposed Method



(a)



(b)

**그림 23. 봉합 영상 분할 평가** 선행연구 방법들과 제안한 연구 방법의 분할 평가를 비교한 그래프이다. (a)와 (b)는 각각 선정된 표본들에 따른 봉합 영상 분할 민감도와 특이도를 나타낸다.

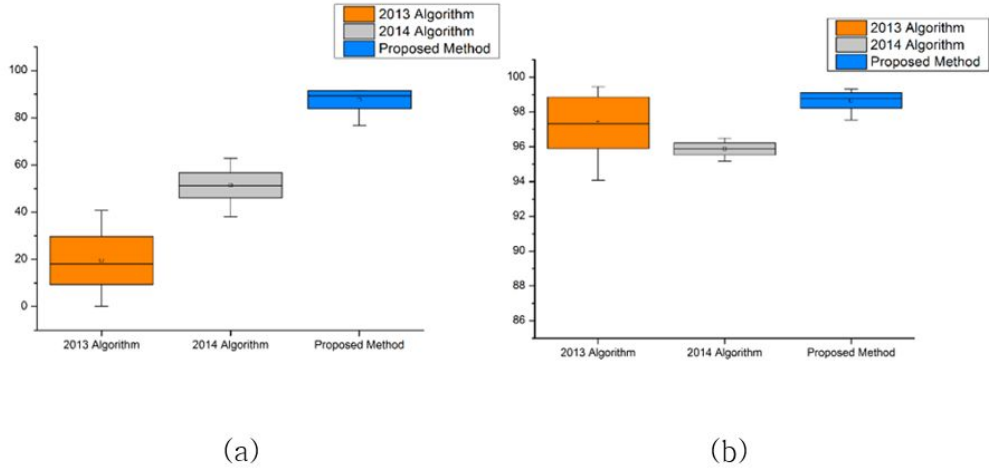


그림 24. 일반 영상 분할 평가 결과 (a)와 (b)는 각각 일반 영상에서 선행연구 방법들과 제안한 연구 방법의 평균 민감도와 특이도 결과를 비교하는 도표이다.

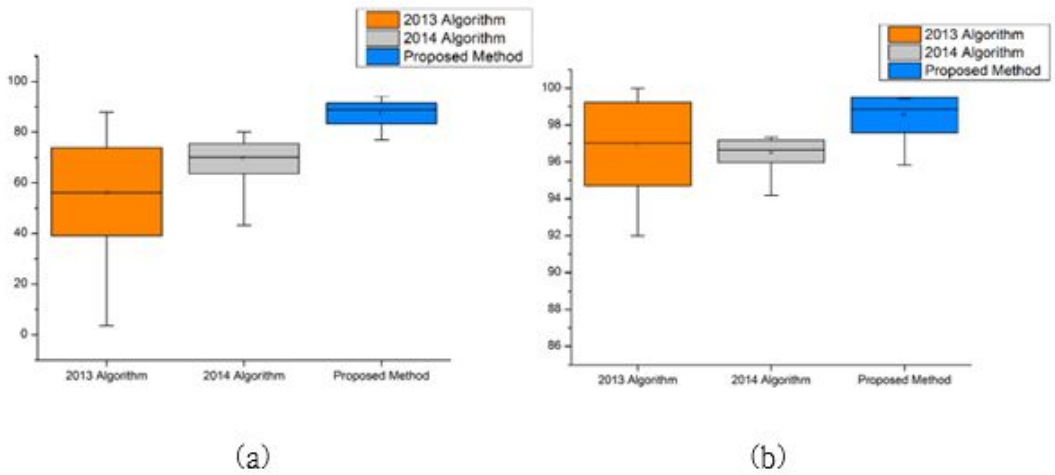


그림 25. 연기가 나는 영상 분할 평가 결과 (a)와 (b)는 각각 연기가 나는 영상에서 선행연구 방법들과 제안한 연구 방법의 평균 민감도와 특이도 결과를 비교하는 도표이다.

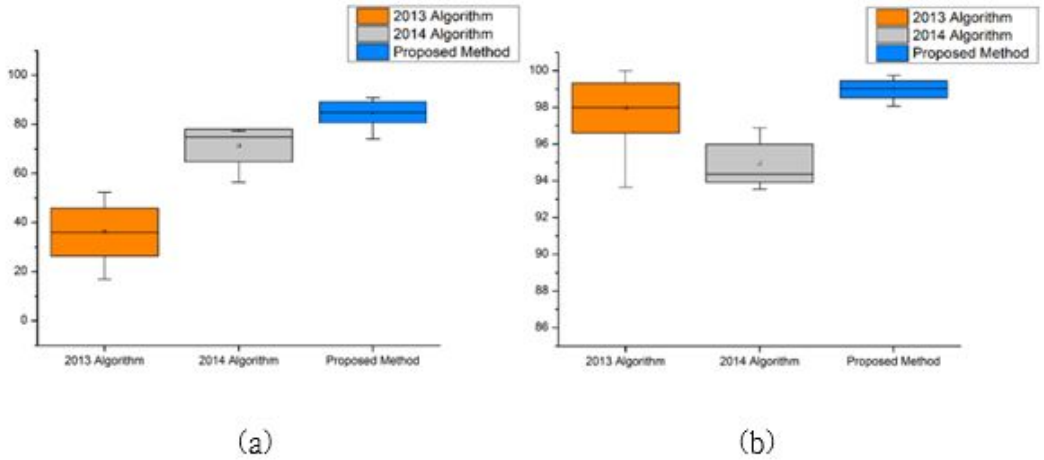


그림 26. 조도가 변하는 영상 분할 평가 결과(a)와 (b)는 각각 조도가 변하는 영상에서 선행연구 방법들과 제안한 연구 방법의 평균 민감도와 특이도 결과를 비교하는 도표이다.

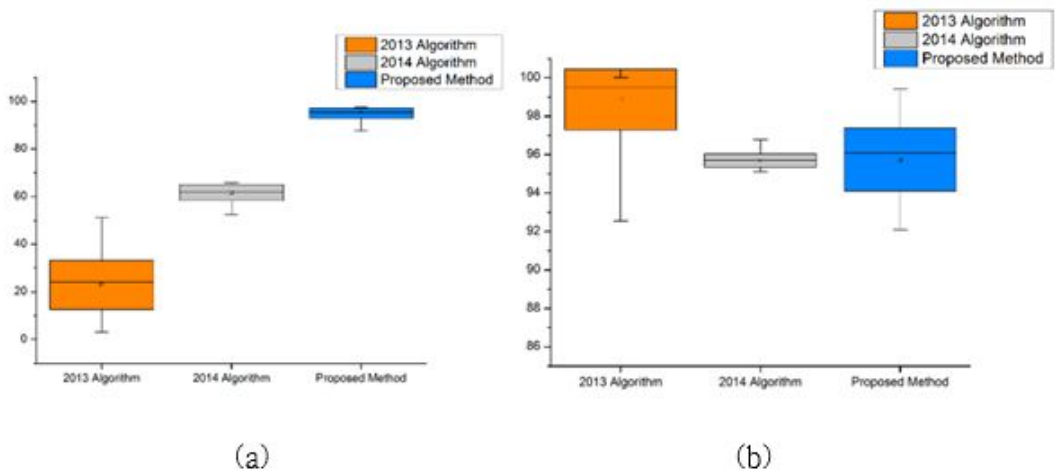


그림 27. 복잡한 배경의 영상 분할 평가 결과 (a)와 (b)는 각각 복잡한 배경의 영상에서 선행연구 방법들과 제안한 연구 방법의 평균 민감도와 특이도 결과를 비교하는 도표이다.

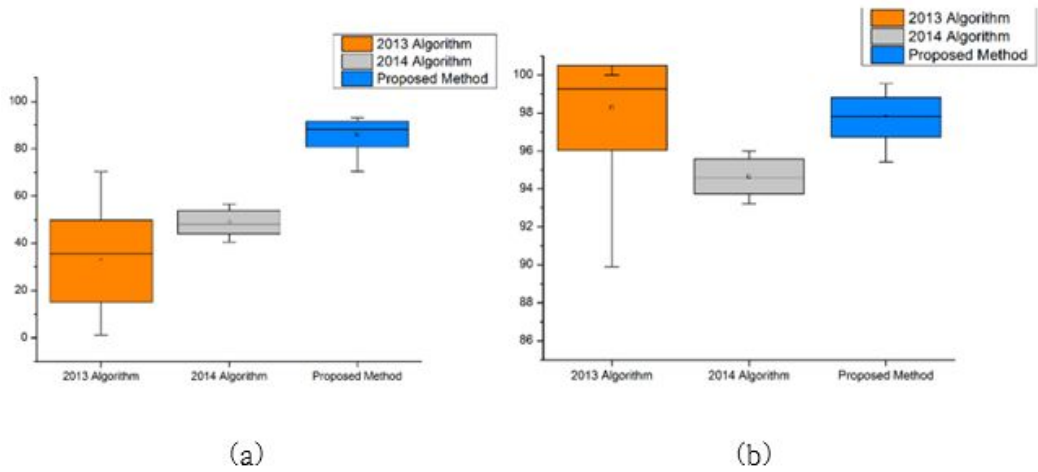


그림 28. 수술도구 간의 교환 영상 분할 평가 결과 (a)와 (b)는 각각 수술도구 간의 교환 영상에서 선행연구 방법들과 제안한 연구 방법의 평균 민감도와 특이도 결과를 비교하는 도표이다.

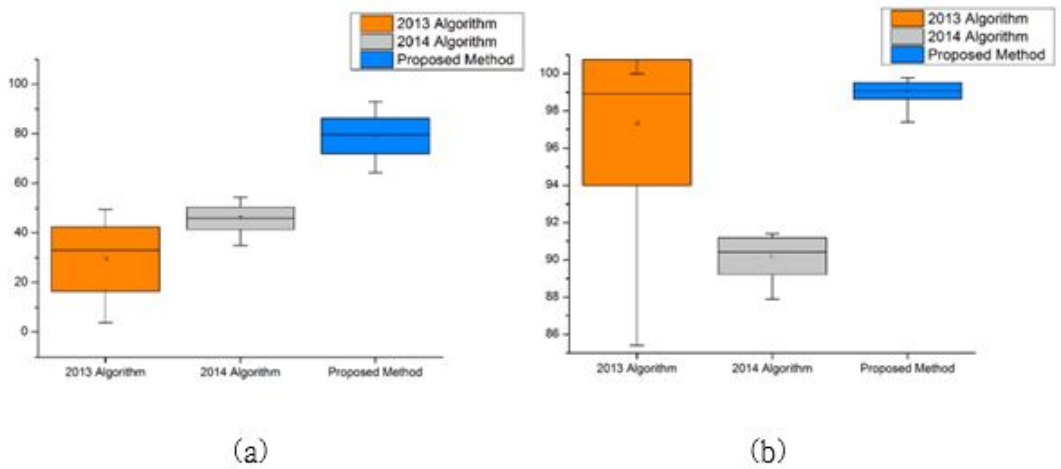


그림 29. 수술도구와 조직의 교환 영상 분할 평가 결과 (a)와 (b)는 각각 수술도구와 조직의 교환 영상에서 선행연구 방법들과 제안한 연구 방법의 평균 민감도와 특이도 결과를 비교하는 도표이다.

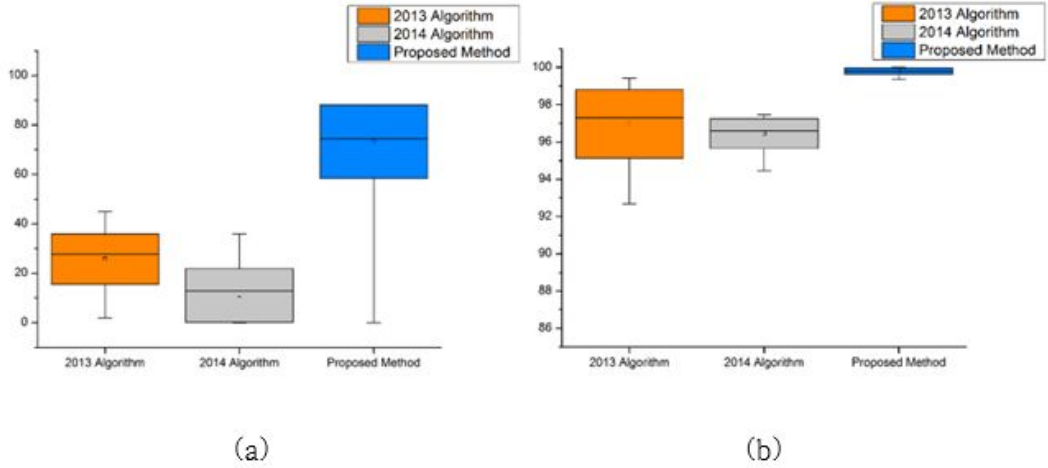


그림 30. 융합 영상 분할 평가 결과 (a)와 (b)는 각각 융합 영상에서 선행연구 방법들과 제안한 연구 방법의 평균 민감도와 특이도 결과를 비교하는 도표이다.

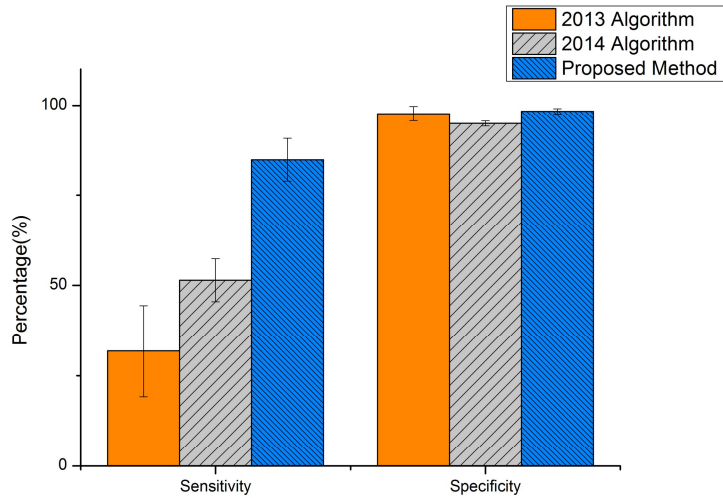


그림 31. 수술도구 영상 분할 평가 결과 7가지의 복강경 수술 영상에서 선행연구 방법들과 제안한 연구 방법의 평균 민감도와 특이도 결과를 비교하는 도표이다.

표 2. 수술도구 영상 분할 평가 비교표

		'13 선행 연구 방법		'14 선행 연구 방법		제안한 연구 방법	
		민감도(%)	특이도(%)	민감도(%)	특이도(%)	민감도(%)	특이도(%)
Case1	평균	19.52	97.38	51.4	95.87	87.67	98.65
	표준편차	10.23	1.48	5.32	0.35	3.82	0.44
Case2	평균	56.4	96.97	69.62	96.57	87.43	98.54
	표준편차	17.42	2.25	5.93	0.6	4.05	0.97
Case3	평균	36.09	97.97	71.31	94.96	84.89	98.98
	표준편차	9.65	1.36	6.61	1.04	4.26	0.46
Case4	평균	22.95	98.87	61.72	95.7	95.08	95.74
	표준편차	10.2	1.58	3.39	0.34	2.1	1.64
Case5	평균	32.51	98.27	48.9	94.65	86.22	97.78
	표준편차	17.35	2.23	4.87	0.92	5.35	1.05
Case6	평균	29.45	97.38	45.98	90.2	79.15	99.07
	표준편차	13.02	3.36	4.5	0.99	7.23	0.44
Case7	평균	25.76	96.98	11.06	96.45	73.25	99.79
	표준편차	10.24	1.83	10.83	0.8	14.91	0.16
전체 평균		31.81	97.69	51.43	94.91	84.81	98.36
전체 표준편차		12.59	2.013	5.92	0.72	5.96	0.737

## 3.2. 수술도구 끝 좌표 오차 비교 결과

평가한 각각의 수술 영상에서 첫 번째 선행 연구 방법(2013년도 논문)의 평균 오차는 각각 수술도구1에서  $1.47 \pm 1.11\text{mm}$ ,  $2.48 \pm 1.37\text{mm}$ ,  $4.06 \pm 2.09\text{mm}$ ,  $3.50 \pm 2.11\text{mm}$ ,  $3.24 \pm 2.14\text{mm}$ ,  $5.08 \pm 2.63\text{mm}$ ,  $3.31 \pm 2.56\text{mm}$ 이며 전체 평균 오차는  $3.30 \pm 2.00\text{mm}$ 를 보였다. 수술도구2에서는  $1.50 \pm 1.18\text{mm}$ ,  $1.90 \pm 2.30\text{mm}$ ,  $3.27 \pm 3.15\text{mm}$ ,  $3.35 \pm 3.71\text{mm}$ ,  $2.94 \pm 1.81\text{mm}$ ,  $3.59 \pm 2.51\text{mm}$ ,  $2.85 \pm 2.31\text{mm}$ 이며 전체 평균 오차는  $2.77 \pm 2.42\text{mm}$ 를 보였다. 수술도구3에서는  $4.38 \pm 3.15\text{mm}$ , x, x,  $3.76 \pm 1.57\text{mm}$ ,  $3.56 \pm 1.72\text{mm}$ , x, x이며 전체 평균 오차는  $3.90 \pm 2.15\text{mm}$ 를 보였다.

두 번째 선행 연구 방법(2014년도 논문)의 평균 오차는 각각 수술도구1에서  $8.27 \pm 1.56\text{mm}$ ,  $4.96 \pm 2.26\text{mm}$ ,  $7.34 \pm 0.58\text{mm}$ ,  $7.36 \pm 0.74\text{mm}$ ,  $7.42 \pm 2.25\text{mm}$ ,  $11.05 \pm 1.26\text{mm}$ ,  $13.31 \pm 2.23\text{mm}$ 이며 전체 평균 오차는  $8.53 \pm 1.55\text{mm}$ 를 보였다. 수술도구2에서는  $5.15 \pm 0.97\text{mm}$ ,  $3.55 \pm$

1.18mm,  $5.25 \pm 2.19\text{mm}$ ,  $2.74 \pm 0.98\text{mm}$ ,  $6.51 \pm 0.99\text{mm}$ ,  $5.82 \pm 2.15\text{mm}$ ,  $4.45 \pm 1.99\text{mm}$ 이며 전체 평균 오차는  $4.78 \pm 1.49\text{mm}$ 를 보였다. 수술도구3의 분할은 모든 영상에서 실패하였다.

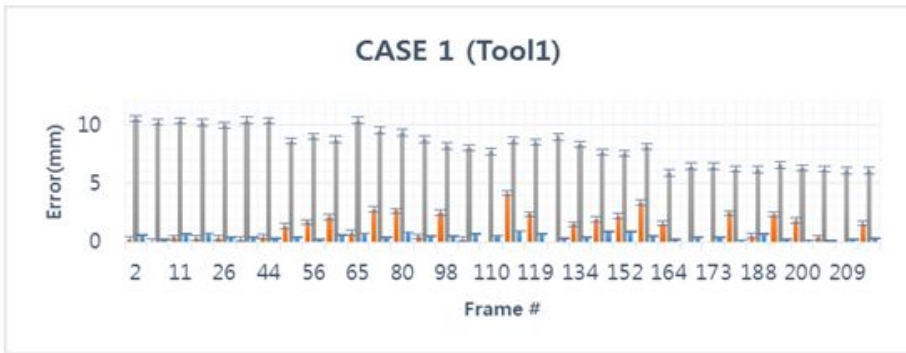
제안한 연구 방법의 평균 오차는 각각 수술도구1에서  $0.47 \pm 0.23\text{mm}$ ,  $0.57 \pm 0.44\text{mm}$ ,  $2.18 \pm 1.33\text{mm}$ ,  $0.49 \pm 0.30\text{mm}$ ,  $1.43 \pm 1.30\text{mm}$ ,  $0.99 \pm 1.00\text{mm}$ ,  $1.39 \pm 1.21\text{mm}$ 이며 전체 평균 오차는  $1.07 \pm 0.83\text{mm}$ 를 보였다. 수술도구2에서는  $0.72 \pm 0.76\text{mm}$ ,  $0.84 \pm 0.48\text{mm}$ ,  $1.45 \pm 1.01\text{mm}$ ,  $2.74 \pm 0.98\text{mm}$ ,  $0.75 \pm 0.92\text{mm}$ ,  $1.82 \pm 0.87\text{mm}$ ,  $1.09 \pm 0.74\text{mm}$ 이며 전체 평균 오차는  $1.34 \pm 0.83\text{mm}$ 를 보였다. 수술도구3에서는  $0.98 \pm 0.69\text{mm}$ , x, x,  $0.79 \pm 0.58\text{mm}$ ,  $0.63 \pm 0.60\text{mm}$ , x, x이며 전체 평균 오차는  $0.80 \pm 0.63\text{mm}$ 를 보였다.

결과적으로 제안한 연구 방법이 수술도구1~3에서  $1.07 \pm 0.83\text{mm}$ ,  $1.34 \pm 0.83\text{mm}$ ,  $0.80 \pm 0.63\text{mm}$  오차를 보임으로써 선행 연구 방법들보다 더 낮은 평균 오차율을 보였으며, 또한 낮은 평균 표준편차를 보임으로써

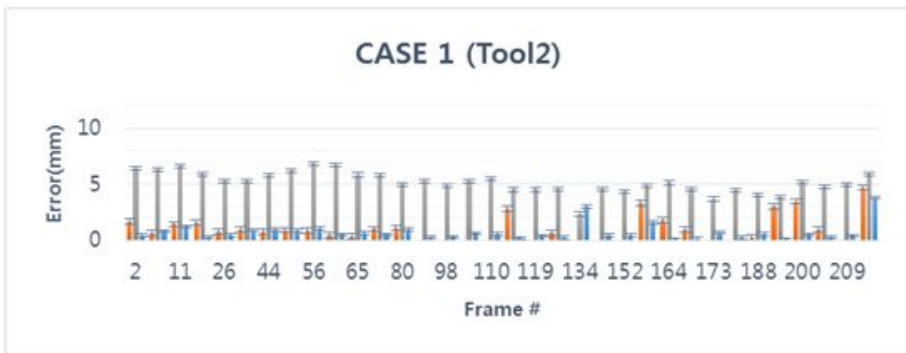


다양한 환경의 수술 영상에서 강인함을 보였다. 그림 [32-38]은 다양한 환경의 수술 영상에서 선정한 표본들에 따른 수술도구 끝 좌표 오차를 연구 방법들 간에 비교한 그래프이다. 그림 [39-45]은 그림 [32-38]에서 보여준 수술도구 끝 좌표 오차의 평균과 표준편차를 나타낸 도표이다. 그림 46은 다양한 수술 영상의 수술도구 끝 좌표 오차를 최종 평가한 결과를 나타낸 도표이며, 표 3는 그림 [32-38]에서 보여준 수술도구 끝 좌표 오차를 연구 방법들 간에 비교한 표이다.

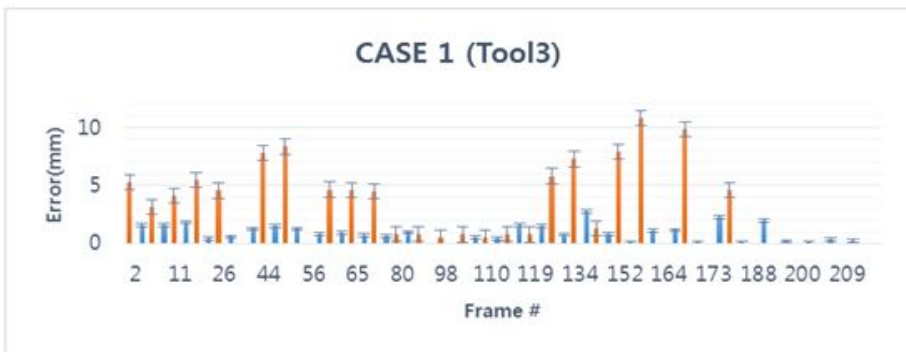
■ 2013 Algorithm   ■ 2014 Algorithm   ■ Proposed Method



(a)



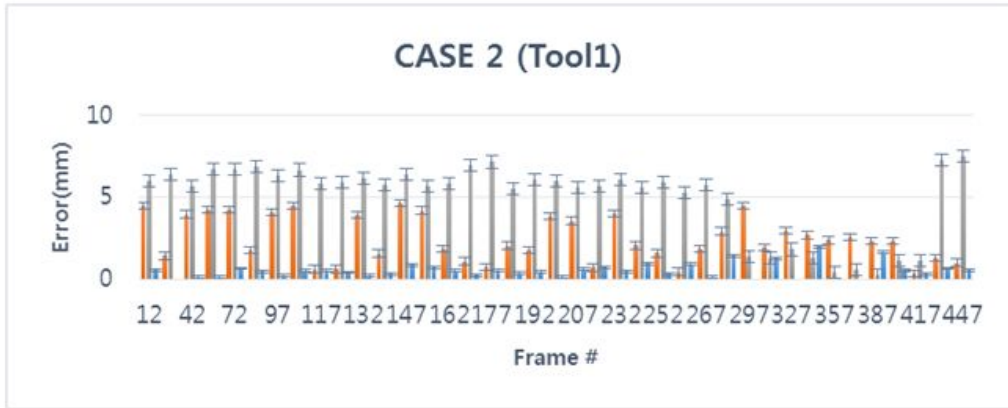
(b)



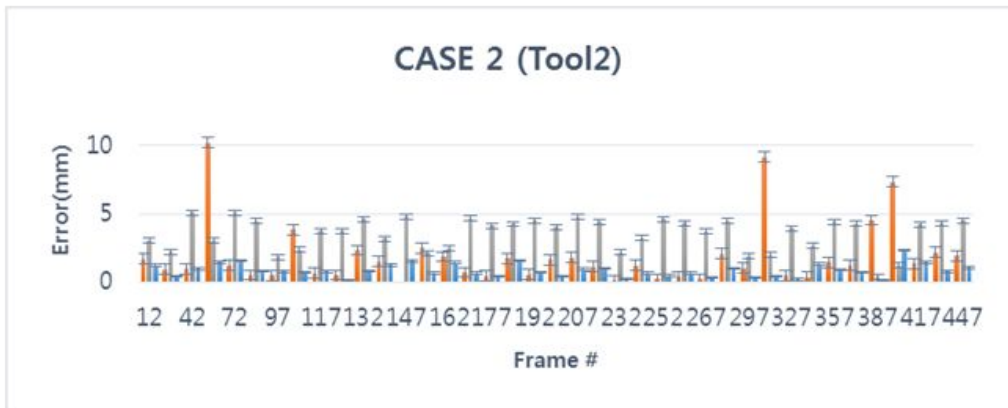
(c)

그림 32. 일반 영상의 수술도구 끝 좌표 오차 평가    선행연구 방법들과 제안한 연구 방법의 수술도구 끝 좌표 오차를 비교한 그래프이다. (a)~(c)는 각각 선정된 표본들에 따른 수술도구1~3의 끝 좌표 오차를 나타낸다.

■ 2013 Algorithm   ■ 2014 Algorithm   ■ Proposed Method



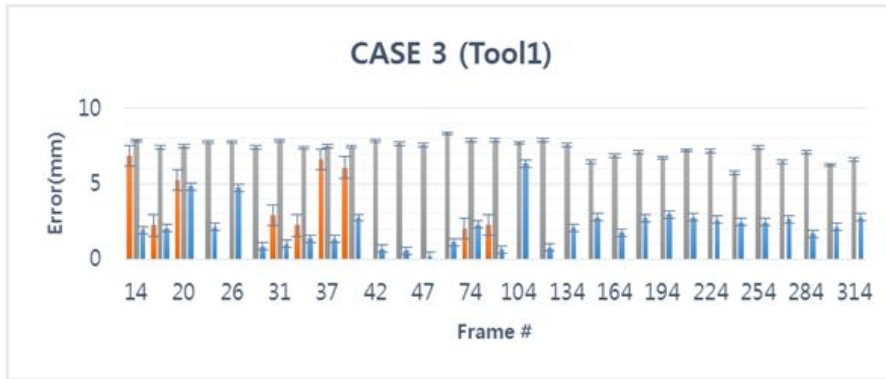
(a)



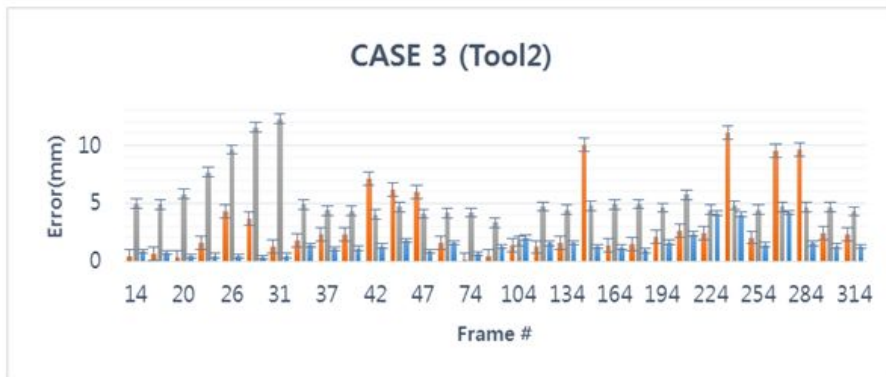
(b)

그림 33. 연기가 나는 영상의 수술도구 끝 좌표 오차 평가    선행연구 방법들과 제안한 연구 방법의 수술도구 끝 좌표 오차를 비교한 그래프이다. (a), (b)는 각각 선정된 표본들에 따른 수술도구1, 2의 끝 좌표 오차를 나타낸다.

■ 2013 Algorithm   ■ 2014 Algorithm   ■ Proposed Method



(a)



(b)

그림 34. 조도가 변하는 영상의 수술도구 끝 좌표 오차 평가    선행연구 방법들과 제안한 연구 방법의 수술도구 끝 좌표 오차를 비교한 그래프이다. (a), (b)는 각각 선정한 표본들에 따른 수술도구1, 2의 끝 좌표 오차를 나타낸다.

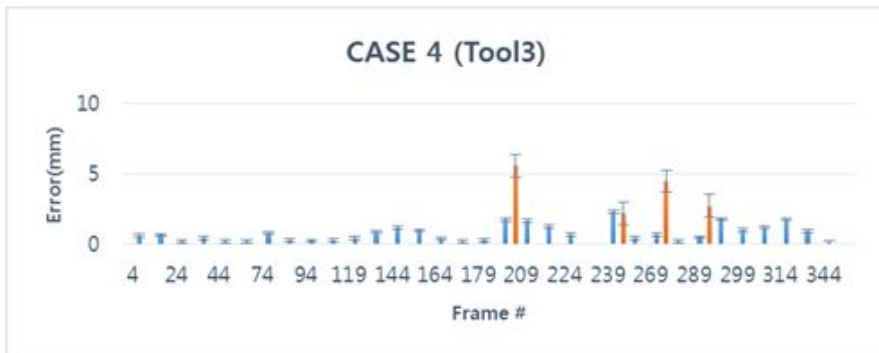
■ 2013 Algorithm   
 ■ 2014 Algorithm   
 ■ Proposed Method



(a)



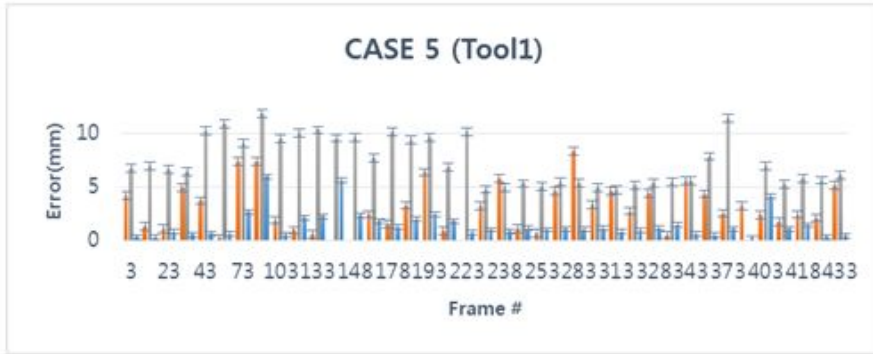
(b)



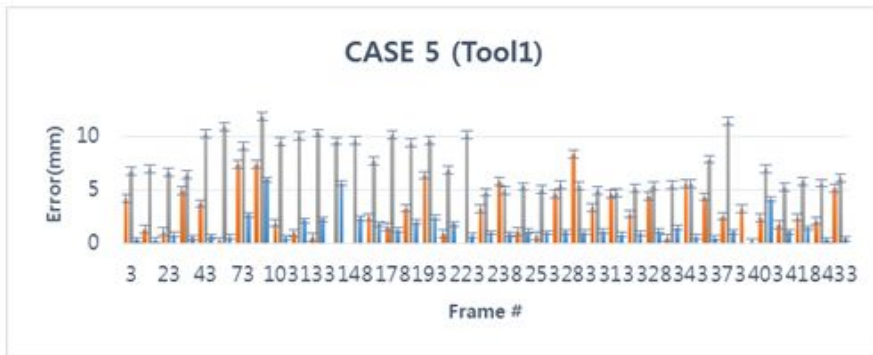
(c)

**그림 35. 복잡한 배경 영상의 수술도구 끝 좌표 오차 평가**   
 선행연구 방법들과 제안한 연구 방법의 수술도구 끝 좌표 오차를 비교한 그래프이다. (a)~(c)는 각각 선정한 표본들에 따른 수술도구1~3의 끝 좌표 오차를 나타낸다.

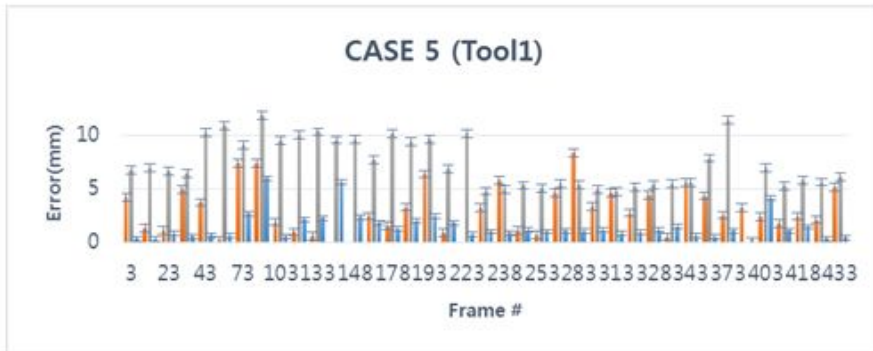
■ 2013 Algorithm   ■ 2014 Algorithm   ■ Proposed Method



(a)



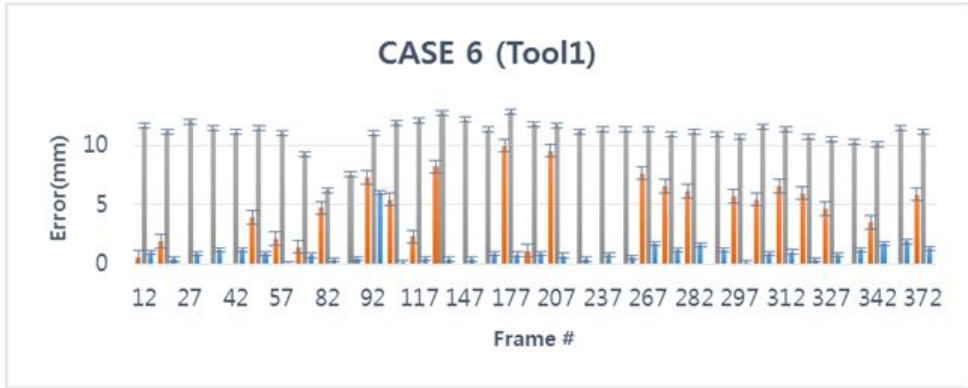
(b)



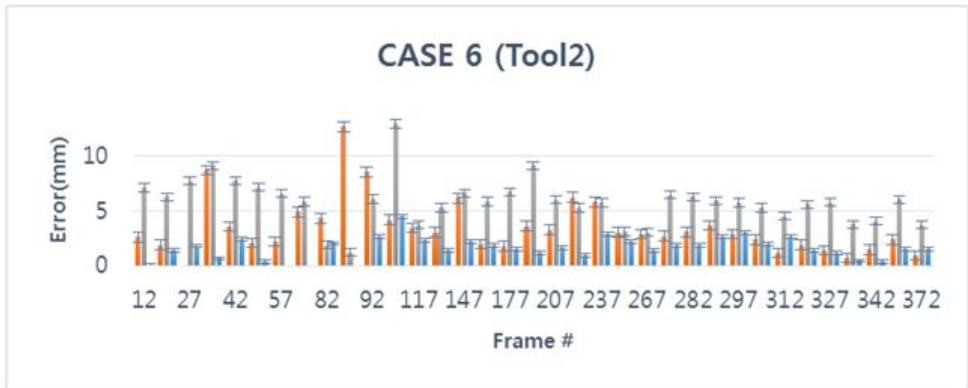
(c)

그림 36. 수술도구 간의 교합 영상의 수술도구 끝 좌표 오차 평가 선행연구 방법들과 제안한 연구 방법의 수술도구 끝 좌표 오차를 비교한 그래프이다. (a)~(c)는 각각 선정한 표본들에 따른 수술도구1~3의 끝 좌표 오차를 나타낸다.

■ 2013 Algorithm   ■ 2014 Algorithm   ■ Proposed Method



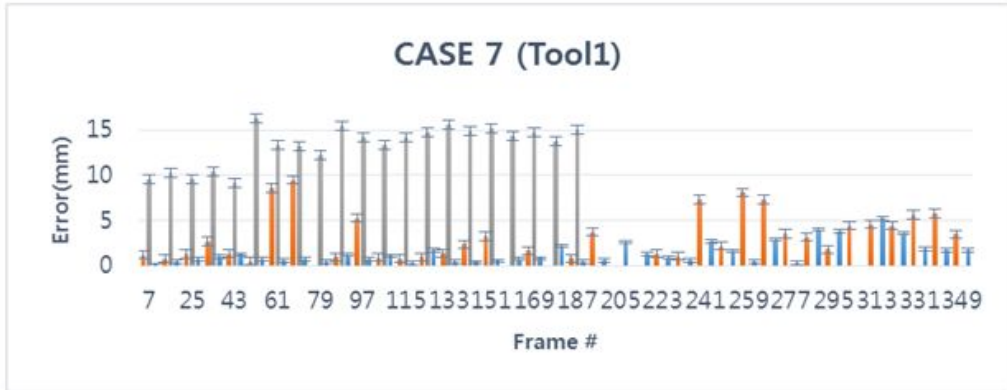
(a)



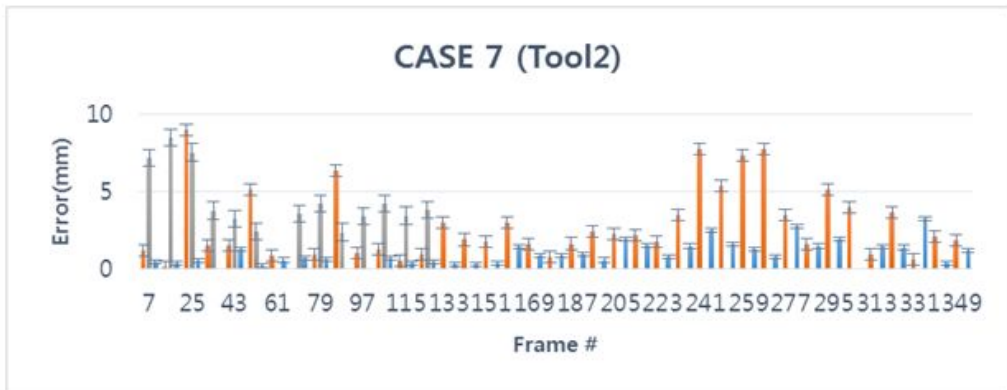
(b)

그림 37. 수술도구와 조직 교합 영상의 수술도구 끝 좌표 오차 평가  
 선행연구 방법들과 제안한 연구 방법의 수술도구 끝 좌표 오차를 비교한  
 그래프이다. (a), (b)는 각각 선정한 표본들에 따른 수술도구1, 2의 끝 좌표  
 오차를 나타낸다.

■ 2013 Algorithm   
 ■ 2014 Algorithm   
 ■ Proposed Method



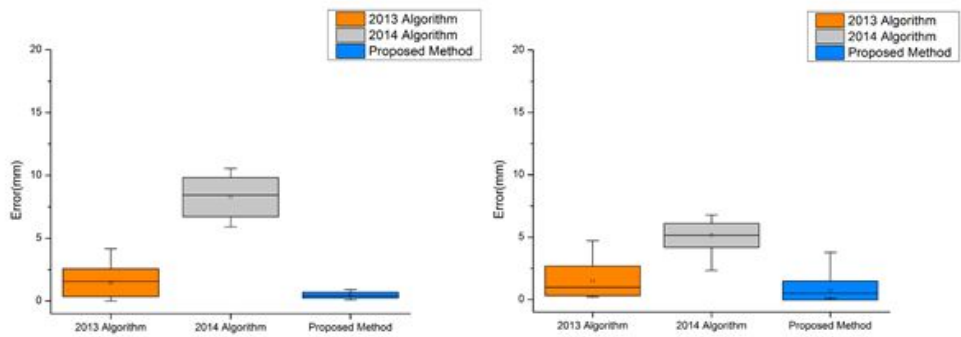
(a)



(b)

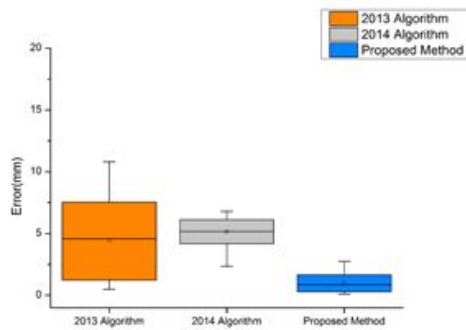
**그림 38. 봉합 영상의 수술도구 끝 좌표 오차 평가**   
 선행연구 방법들과 제안한 연구 방법의 수술도구 끝 좌표 오차를 비교한 그래프이다. (a), (b)는 각각 선정된 표본들에 따른 수술도구1, 2의 끝 좌표 오차를 나타낸다.





(a)

(b)



(c)

그림 39. 일반 영상의 수술도구 끝 좌표 오차 평가 결과 (a)~(c)는 각각 일반 영상에서 선행연구 방법들과 제안한 연구 방법의 수술도구1~3의 끝 좌표 오차 결과를 비교하는 도표이다.

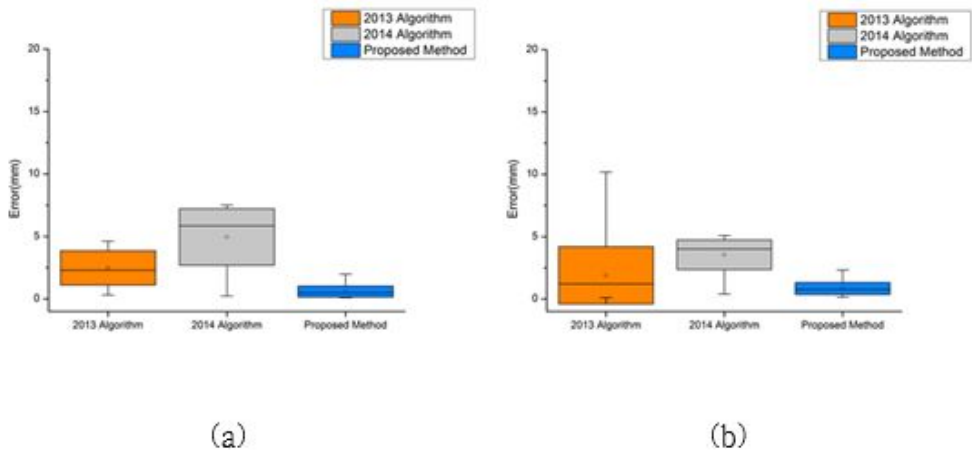


그림 40. 연기가 나는 영상의 수술도구 끝 좌표 오차 평가 결과 (a), (b)는 각각 연기가 나는 영상에서 선행연구 방법들과 제안한 연구 방법의 수술도구1, 2의 끝 좌표 오차 결과를 비교하는 도표이다.

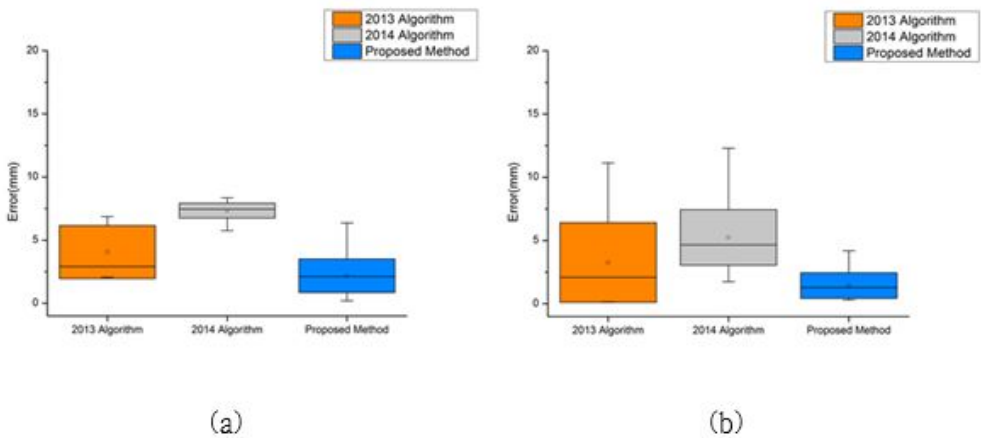


그림 41. 조도가 변하는 영상의 수술도구 끝 좌표 오차 평가 결과 (a), (b)는 각각 조도가 변하는 영상에서 선행연구 방법들과 제안한 연구 방법의 수술도구1, 2의 끝 좌표 오차 결과를 비교하는 도표이다.

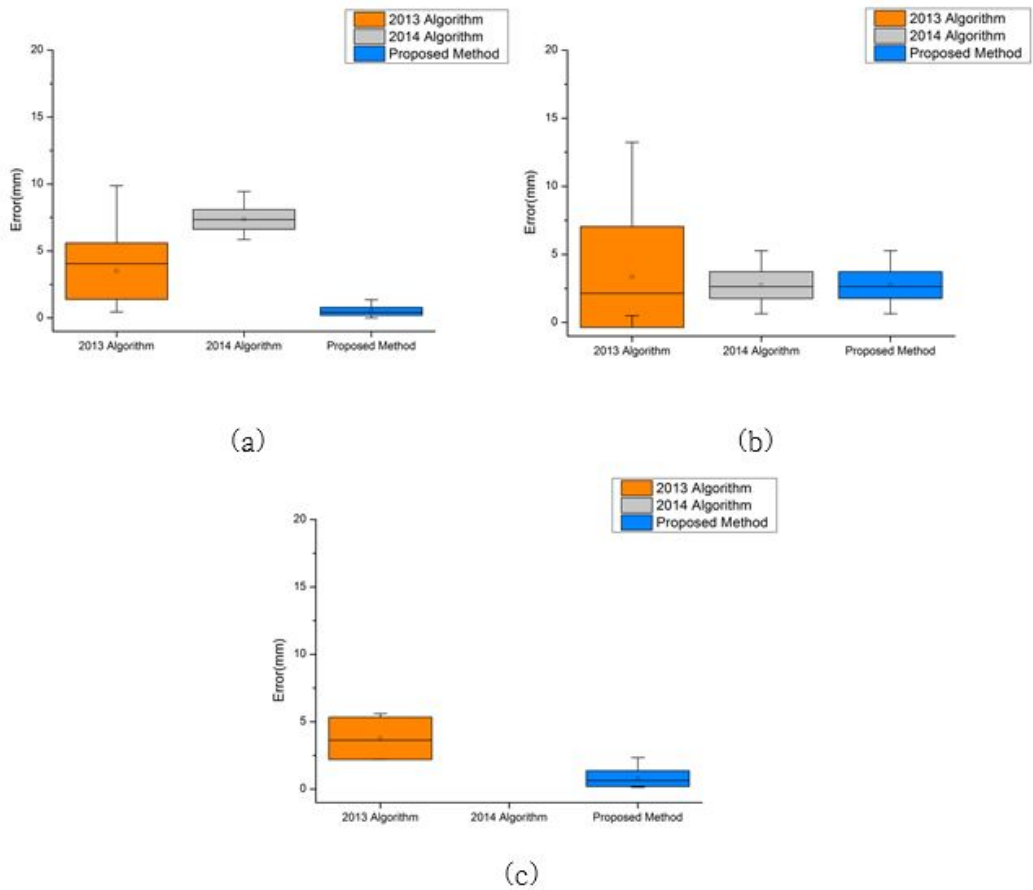
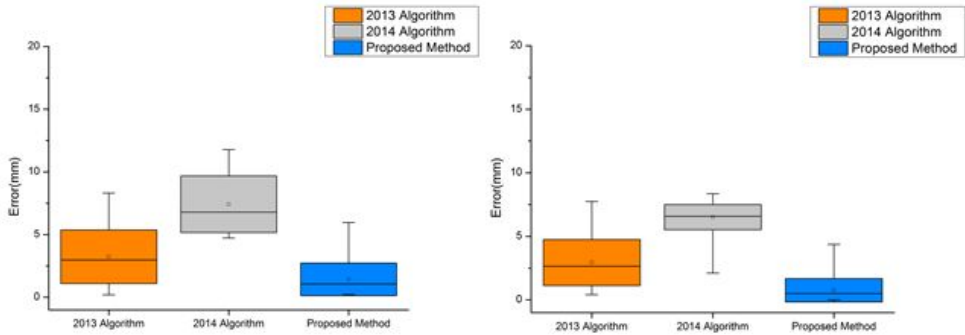


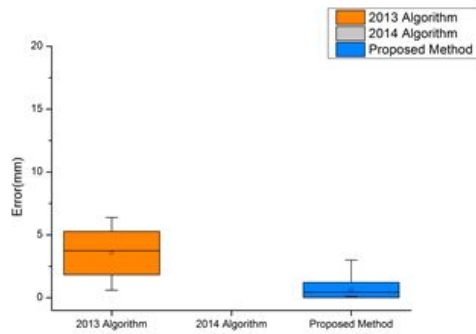
그림 42. 복잡한 배경의 영상의 수술도구 끝 좌표 오차 평가 결과

(a)~(c)는 각각 복잡한 배경의 영상에서 선행연구 방법들과 제안한 연구 방법의 수술도구1~3의 끝 좌표 오차 결과를 비교하는 도표이다. 도표 (c)의 2014 선행 연구 방법은 수술도구3 분할에 실패하였다.



(a)

(b)



(c)

그림 43. 수술도구 간의 교합 영상의 수술도구 끝 좌표 오차 평가 결과  
 (a)~(c)는 각각 수술도구 간의 교합 영상에서 선행연구 방법들과 제안한 연구 방법의 수술도구1~3의 끝 좌표 오차 결과를 비교하는 도표이다. 도표 (c)의 2014 선행 연구 방법은 수술도구3 분할에 실패하였다.

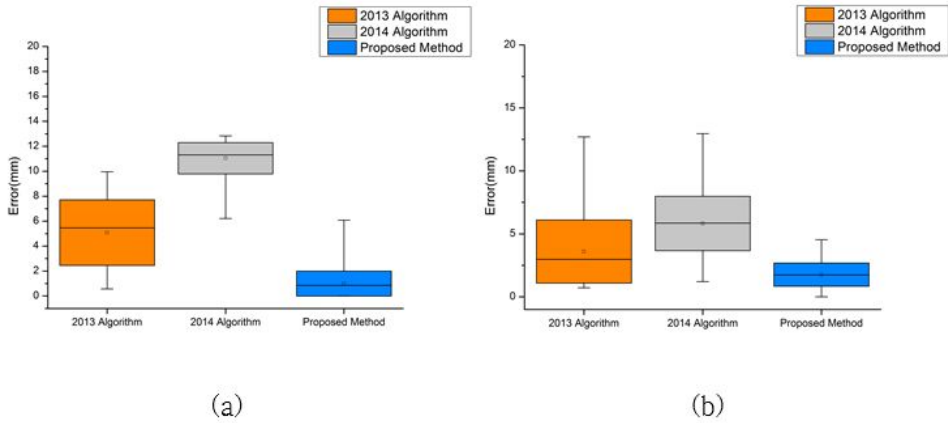


그림 44. 수술도구와 조직의 교합 영상의 수술도구 끝 좌표 오차 평가 결과 (a), (b)는 각각 수술도구와 조직의 교합 영상에서 선행연구 방법들과 제안한 연구 방법의 수술도구1, 2의 끝 좌표 오차 결과를 비교하는 도표이다.

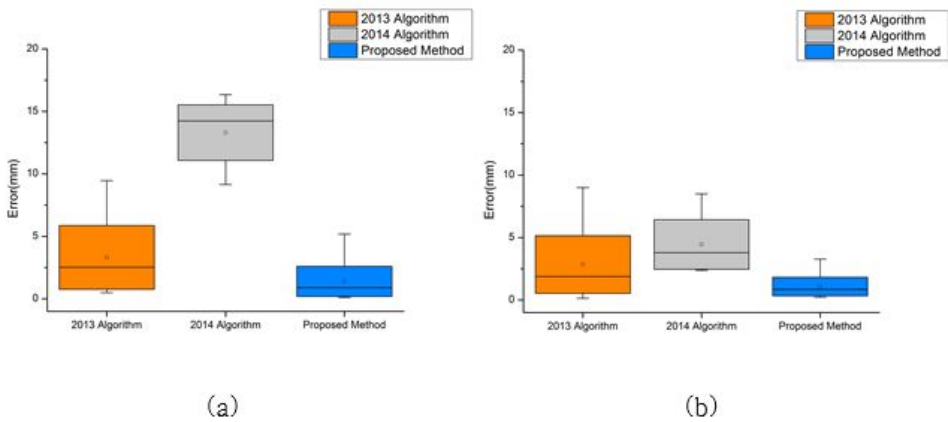


그림 45. 봉합 영상의 수술도구 끝 좌표 오차 평가 결과 (a), (b)는 각각 봉합 영상에서 선행연구 방법들과 제안한 연구 방법의 수술도구1, 2의 끝 좌표 오차 결과를 비교하는 도표이다.

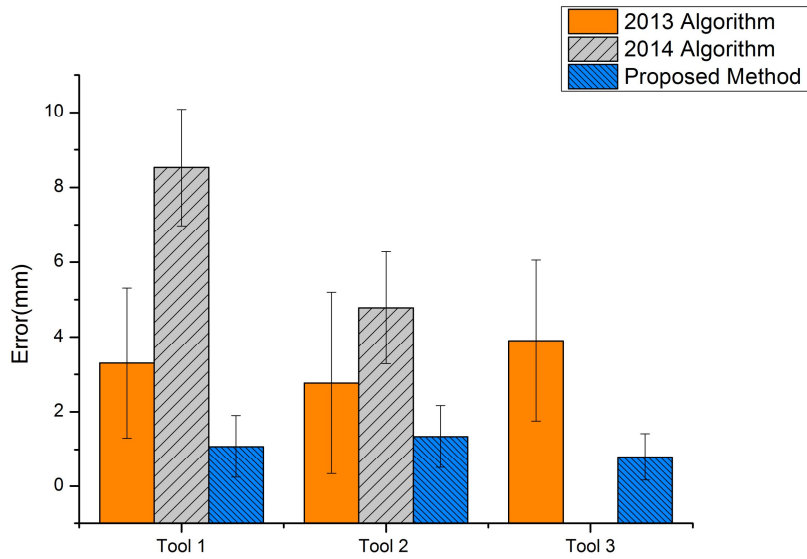


그림 46. 수술도구 끝 좌표 오차 평가 결과 7가지의 복강경 수술 영상에서 선행연구 방법들과 제안한 연구 방법의 수술도구1~3의 끝 좌표 오차를 비교하는 도표이다.

표 3. 수술도구 끝 좌표 오차 비교표

		'13 선행 연구 방법			'14 선행 연구 방법			제한한 연구 방법		
		Tool 1	Tool 2	Tool 3	Tool 1	Tool 2	Tool 3	Tool 1	Tool 2	Tool 3
Case1	평균	1.47	1.50	4.38	8.27	5.15	/	0.47	0.72	0.98
	표준편차	1.11	1.18	3.15	1.56	0.97	/	0.23	0.76	0.69
Case2	평균	2.48	1.90	/	4.96	3.55	/	0.57	0.84	/
	표준편차	1.37	2.30	/	2.26	1.18	/	0.44	0.48	/
Case3	평균	4.06	3.27	/	7.34	5.25	/	2.18	1.45	/
	표준편차	2.09	3.15	/	0.58	2.19	/	1.33	1.01	/
Case4	평균	3.50	3.35	3.77	7.36	2.74	/	0.49	2.74	0.79
	표준편차	2.11	3.71	1.57	0.74	0.98	/	0.30	0.98	0.58
Case5	평균	3.24	2.94	3.56	7.42	6.51	/	1.43	0.75	0.63
	표준편차	2.14	1.81	1.72	2.25	0.99	/	1.30	0.92	0.60
Case6	평균	5.08	3.59	/	11.05	5.82	/	0.99	1.82	/
	표준편차	2.63	2.51	/	1.26	2.15	/	1.00	0.87	/
Case7	평균	3.31	2.85	/	13.31	4.45	/	1.39	1.09	/
	표준편차	2.56	2.31	/	2.23	1.99	/	1.21	0.74	/
전체 평균		3.30	2.77	3.90	8.53	4.78	/	1.07	1.34	0.80
전체 표준편차		2.00	2.42	2.15	1.55	1.49	/	0.83	0.83	0.63

### 3.3. 수행시간 비교 결과

영상처리 수행시간은 700x420 화소 크기에서 선행 연구 방법과 제안한 연구 방법을 비교하였다. 첫 번째 선행 연구 방법(2013년도 논문)의 수행시간은 0.201초 소요되었으며 두 번째 선행 연구 방법(2014년도 논문)의 수행시간은 0.061초 소요되었다. 마지막으로 제안한 연구 방법의 수행시간은 0.214초를 보임으로써 첫 번째 방법과 유사하고 두 번째 선행 연구 방법보다 긴 시간이 소요되었다. 표 4는 제안한 연구 방법과 선행 연구 방법의 영상처리 수행시간 비교표를 나타낸다.

표 4. 영상처리 수행시간 비교표

	'13 선행연구 방법 수행시간	'14 선행연구 방법 수행시간	제안한 연구 방법 수행시간
700 x 420 화소	0.201초	0.061초	0.214초



## 4. 고 찰

본 논문은 복강경 수술 영상에서 수술도구의 분할(Segmentation) 정확도를 높이기 위해 배경을 단순화하여 수술도구 분할 영상처리 과정에서 발생하는 잡음(Noise)을 효과적으로 제거하였고, K-평균 군집화(K-means Clustering), 주성분 분석(PCA) 등의 기법을 조합한 새로운 복합 영상처리 기법을 개발하고 그 성능을 정량적으로 비교 평가하였다. 성능 평가를 통해 다양한 환경의 복강경 수술 영상에서 제안한 연구 방법이 선행 연구의 방법보다 향상된 분할 정확도 및 강인함을 보였으며 이를 통해 수술도구가 민감한 조직을 건드리거나 수술도구 간에 충돌하는 위험 상황을 방지할 수 있는 다양한 응용 기술이 가능하다. 수술자가 사전에 민감한 조직의 주변에 가상의 벽 또는 지지대를 만들거나 수술도구 주변에 일정 영역의 보호막을 생성할 수 있을 것이다.

제안한 복합 영상처리 기법은 반사광이나 그림자와 같은 복강경 수술 영상에서 보편적으로 나타나는 문제점들을 고려하였다. 그림자를 제거하기 위해 2.2.1.2에서 구현한 방법은 수술 영상의 가장자리를 관심 영역(ROI)으로 설정하였다. 그러나 조직의 위치에 대한 수술도구의 3차원적인 위치, 그리고 조도의 변화에 따라서 조직 표면에 수술도구의 그림자가 생기는 경우가 발생한다. 히스토그램으로 이러한 영역을 분석하면 다른 영역보다 낮은 명도 값을 가지며 이는 수술도구 분할의 정확도에 영향을 주는 요인이 된다. 이러한 그림자들은 불규칙적으로 발생하므로 수술 영상의 히스토그램을 분석하여 수술도구의 몸통(Shaft) 영역을 제외한, 낮은 명도 영역의 값들을 조정해주는 전처리 과정이 필요하다.

또한 본 연구에서는 조직 표면과 수술도구에 생기는 반사광을 구별하기 위해 일정한 넓이 값을 설정하였다. 그러나 복강경 수술 중에 화면 배율을 확대하는 경우, 수술도구의 반사광이 설정한 넓이 값보다 크게 생성되는 상황이 발생할 수 있다. 이러한 경우에 2.2.2.1에서 수술도구의 반사

광 영역에 임의로 설정한 조직 색상이 합성되어 배경을 분할하는 과정에서 수술도구의 정보가 손실되는 문제가 발생한다. 이를 극복하기 위해서 높은 명도 영역을 마스크로 사용하는 인페인팅(Inpainting) 기법을 고려해 볼 수 있다. 이 방법을 사용하면 반사광 영역 주변의 색상을 반사광 영역에 합성하기 때문에 조직과 수술도구의 반사광을 일정 넓이 값으로 구분하지 않아도 된다. 그러나 이 방법은 연산 시간이 많이 소요되므로 실시간 수술도구 추적을 위해서는 고려해야 하는 방법이다. 최근에는 고속 인페인팅 기법 연구들이 발전하고 있으므로 이러한 문제점들을 극복할 수 있을 것이다.

배경을 분할하는 과정의 2.2.1.4에서 HSV 색 공간의 각 채널을 분리하고 경계화 할 때, 설정하는 경계 값이 수술 화면의 조도에 영향을 받는다. Hue 채널은 조직의 색상의 특성으로 고정된 경계 값으로 설정이 가능하지만 Saturation, Value 채널은 조도에 따라 유동적인 경계 값을 설정하게 된다. 따라서 HSV 색 공간의 경계화 이전 단계에서 조도를 균일하게

하는 과정이 필요할 것이다. 또한 제안한 방법은 다양한 환경의 복강경 수술 영상에서 평가하였지만, 붉은 계열의 조직 색상과 같이 일반적인 수술 환경이 아닌 경우에는 Hue 채널의 경계 값 역시 재설정해야 할 것이다.

잡음 제거 과정의 2.2.3에서 외곽선 화소에 대하여 주성분 분석(Principal Component Analysis)을 하였다. 이를 통해 구한 외곽선의 장축과 단축의 비는 3:1로 설정하였고, 그 이하의 비율은 잡음으로 간주하여 제거하였다. 이것은 수술도구의 기하학적 형태가 기다란 원통형인 것을 고려한 것인데, 수술도구가 화면 밖으로 나가거나 그림자에 의해 가려지는 경우에는 설정한 비율 값도 다시 설정해야 한다. 이 문제를 해결하기 위해서 앞의 문제점들과 동일하게 균일한 조도 환경을 위한 전처리 과정이 필요하다.

또한 본 연구는 수술도구를 정확히 분할하기 위해 2차원 평면 영상을 사용하였지만 수술자가 보는 실제 수술 영상은 3차원 영상이다. 따라서 3차원 영상에서 수술도구를 분할하기 위한, 좌, 우 영상의 스테레오 매칭

(Stereo Matching) 또는 영상처리 과정 이전에 3차원 수술도구의 움직임을 2차원 영상의 좌표와 보정(Calibration)하는 과정이 필요할 것이다.

마지막으로 영상처리 수행속도를 향상시키기 위해서 최근 영상처리 분야에서 활발하게 사용되고 있는 GPU를 이용한 고속 병렬 프로그래밍 기법을 고려할 수 있다. 제안한 알고리즘은 C++프로그램 환경에서 개발되었으며, 이는 CUDA 병렬 컴퓨팅 플랫폼을 이용한 GPU의 사용이 가능한 환경이다. 본 연구는 기하학적 기반의 감지 방법과 같은 고연산(High Computation Cost)이 요구되지 않는다는 장점이 있지만, 현재의 연구에 GPU를 이용한 고속 연산처리를 추가한다면 다양한 환경의 복강경 수술 영상에서 실시간에 가까운 높은 정확도의 수술도구 분할이 가능한 새로운 기법이 될 것으로 기대된다.

## 5. 결 론

본 연구에서는 다양한 환경의 복강경 수술 영상에서 수술도구의 분할 (Segmentation) 정확도가 높은 복합 영상처리 기법을 개발하였다. 제안한 영상처리 기법은 조직의 색(Hue) 정보를 이용하여 배경을 분할하고 수술 영상에서 배경을 단순화함으로써, 수술도구 분할 영상처리 과정에서 발생하는 잡음을 효과적으로 제거하였다.

제안하는 연구 방법의 성능평가는 일반 영상, 연기가 나는 영상, 조도가 변하는 영상, 복잡한 배경의 영상, 수술도구 간의 교합(Occlusion) 영상, 수술도구와 조직의 교합 영상, 봉합 영상에서 평가하였다. 또한 제안하는 연구 방법과 두 가지 선행연구 방법을 수동으로 수술도구를 분할한 기준 영상과 세 가지 방법으로 비교하여 평가하였다.

첫 번째로 수술도구 분할 정확도를 평가하였으며 제안한 방법의 민감도는 평균  $84.81 \pm 5.96\%$ , 특이도는 평균  $98.36 \pm 0.74\%$ 으로 보임으로써

두 가지 선행연구 방법들보다 더 우수한 정확도(Accuracy)와 다양한 환경의 수술 영상에서 강인함(Robustness)를 보였다. 두 번째로 수술도구 끝(Tip)의 좌표의 오차를 평가하였으며 제안한 연구 방법이 수술도구1~3에서  $1.07\text{mm}\pm 0.83\text{mm}$ ,  $1.34\pm 0.83\text{mm}$  mm,  $0.80\pm 0.63\text{mm}$  mm를 보임으로써 선행 연구 방법들보다 더 낮은 오차율과 다양한 환경의 수술 영상에서 강인함을 보였다. 마지막으로 영상처리 수행시간 성능을 비교하였으며 제안한 연구 방법의 수행시간이 0.214초를 보임으로써 선행 연구 방법들과 유사한 성능을 보였다.

본 연구에서 제안한 영상처리 기법은 성능 평가를 통해 다양한 복강경 로봇 수술 환경에서 향상된 수술도구 분할 정확도 및 강인함을 보임으로써, 향후 자동으로 위험 상황을 감지할 수 있는 복강경 수술 로봇 시스템 구현의 보편적인 기법으로 유용하게 활용될 것으로 기대된다.

## 참고 문헌

- [1] Satava RM. *Future trends in the design and application of surgical robots*. Seminars in Laparoscopic Surgery. 2004; 11(2):129–135.
- [2] Allan M, Ourselin S, Thompson S, Hawkes DJ, Kelly J, Stoyanov D. *Toward detection and localization of instruments in minimally invasive surgery*. IEEE Trans Biomed Eng 2013; 60(4): 1050–1058.
- [3] Lee WJ. *Robotics in laparoscopic surgery*. Hanyang Medical Reviews. 2008; 29(2)
- [4] Gourin CH, Terris DJ. *Surgical robotics in otolaryngology: expanding the technology envelope*. Curr Opin Otol Head Neck Surg. 2004; 12:204–8
- [5] Satava RM. *Primer of robotic & telerobotic surgery*. Lippincott Williams & Wilkins. 2004. p. 1–4.
- [6] Satava RM. *Primer of robotic & telerobotic surgery*. Lippincott Williams & Wilkins. 2004. p. 57–60.
- [7] Choi GS. *Current status of robotic surgery: what is different from laparoscopic surgery?* J Korean Med Assoc 2012 July; 55(7):610–612
- [8] Ryu, JW, Choi JS, Kim HC. *Endoscopic vision-based tracking of multiple surgical instruments during robot-assisted surgery*. Artif Organs 2013; 37(1):107–112.
- [9] Suematsu Y, del Nido PJ. *Robotic pediatric cardiac surgery:*



- present and future perspectives.* Am J Surg. 2004; 188: 98–103
- [10] Rayman R. *Robot-assisted cardiac surgery.* Semin Laparosc Surg. 2004; 11(2):73–9
- [11] Modi P, Rodriguez E, Chitwood Jr WR. *Robot-assisted cardiac surgery.* Interact Cardiovasc Thorac Surg. 2009; 9(3):500–5
- [12] Mohr FW, Falk V, Diegeler A, Walther T, Gummert JF, Bucarius J, et al. *Computer-enhanced "robotic" cardiac surgery: Experience in 148 patients.* J Thorac Cardiovasc Surg. 2001; 121(5):842–53
- [13] 이우정. *다빈치 수술로봇 현황.* Medical Review. 2014. July; 11(7)
- [14] Kennedy CW, Hu T, Desai JP, Wechsler SA, Kresh JY. *A novel approach to robotic cardiac surgery using haptics and vision.* Cardiovascular Eng: Int , 2002; 2(1):15–22
- [15] Braun EU, Mayer H, Knoll A, Lange R, Bauemschmitt R. *The must-have in robotic heart surgery: haptic feedback.* Medical Robotics, Book edited by Vanja Bozovic, I-Tech Education and Publishing. 2008; 9–20
- [16] Tonet O, Thoranaghatte RU, Megali G, Dario P. *Tracking endoscopic instruments without a localizer: as shape-analysis-based approach.* Comput Aided Surg. 2007; 12(1):35–42
- [17] Bouarfa L, Akman O, Schneider A, Jonker PP, Dankelman J. *In-vivo real-time tracking of surgical instruments in endoscopic video.* Minim Invasive Ther Allied Technol. 2011; 1–6
- [18] Speidel S, Delles M, Gutt C, Dillmann R. *Tracking of Instruments in Minimally Invasive Surgery for Surgical Skill Analysis.* Medical

Imaging and Augmented Reality Lecture Notes in Computer Science.

2006; 4091:148–155

[19] Doignon C, Nageotte F, de Mathelin M. *Detection of grey regions in color images: application to the segmentation of a surgical instrument in robotized laparoscopy*. Intelligent Robots and Systems, (IROS 2004). Proceedings. 2004 IEEE/RSJ International Conference on 2004 Sep 28–Oct 2; (4):3394–3399

[20] Roux C, Coatrieux JL. *Contemporary Perspectives in Three-Dimensional Biomedical Imaging*. Stud Health Technol Inform. 1997; 30:1–393

[21] Rohling R, Munger P, Hollerbach J, Peters T. *Comparison of relative accuracy between a mechanical and an optical tracker for image-guided neurosurgery*. J Image Guided Surg 1995; 1(1):30–4

[22] Mirota DJ, Ishii M, Hager GD. *Vision-based navigation in image-guided interventions*. Annual Review of Biomedical Engineering. 2011; 13:297–319

[23] Stoyanov D, *Surgical Vision*. Annals of Biomedical Engineering 2012; 40(2):332–345

[24] Baek YM, Tanaka S, Harada K, Sugita N, Morita A, Sora S, et al. *Robust Visual Tracking of Robotic Forceps Under a Microscope Using Kinematic Data Fusion*, Mechatronics, IEEE/ASME Transactions on, 2012 Dec; 19(1):278–288

[25] Pezzementi Z, Voros S, Hager G. *Articulated object tracking by rendering consistent appearance parts*. Proc. IEEE Int. Conf. Robot.

*Autom.* 2009; 3940–3947

[26] Voros S, Haber G.–p, *Viky robotic scope holder: Initial clinical experience and preliminary results using instrument tracking*, IEEE/ASME Trans. Mechatronics, 2010; 15(6):879–886

[27] Richa R, Balicki M, Meisner E, Sznitman R, Taylor R, Hager G, *Visual tracking of surgical tools for proximity detection in retinal surgery*, Proc. Int. Conf. Inf. Process. Computer Assisted Intervention. 2011; 55–66

[28] Allan M, Thompson S, Clarkson MJ, Ourselin S, Hwakes DJ, Kelly J, et al. *2D–3D Pose Tracking of Rigid Instruments in Minimally Invasive Surgery*. IPCAI 2014, LNCS. 2014; 8498:1–10

[29] Omote K, Feussner H, Ungeheuer A, Arbter K, Wei GQ, Siewert JR, et al. *Self–guided robotic camera control for laparoscopic surgery compared with human camera control*. The American journal of surgery, 1999 April; 177:321–324

[30] Casals A, Amat J, Laporte E. *Automatic guidance of an assistant robot in laparoscopic surgery*. IEEE International Conf. on Robotics and Automation. 1996; 1:895–900

[31] Lee C, Wang YF, Uecker DR, Wang Y. *Image analysis for automated tracking in robot–assisted endoscopic surgery*. Proceedings of the 12<sup>th</sup> IAPR International Conference. 1994; 1:88–92

[32] Wei GQ, Arbter K, Hirzinger G, *Real–time visual servoing for laparoscopic surgery. Controlling robot motion with color image*

*segmentation*. IEEE Eng. In Med. And Bio. Magazine. 1997; 16(1):40–45

[33] Speidel S, Benzko J, Krappe S, Sudra G, Azad P, Peter B, et al. *Automatic classification of minimally invasive instruments based on endoscopic image sequences*. Medical Imaging 2009: Visualization, Image–Guided Procedures, and Modeling. 2009; 7261

[34] Ma KK, Wang J. *Color distance histogram: a novel descriptor for color image segmentation*. Control, Automation, Robotics and Vision, ICARCV 2002; 3(569):1228–1232

[35] Park JB. *Detection of specular highlights in color images using a new color space transformation*. In: Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics. 2004; 737–41

[36] Land E. H, McCann JJ. *Lightness and retinex theory*. J Opt Soc Am, 1971 Jan; 61:1–11

[37] Shi J, Cai Y. *A novel image enhancement method using local Gamma correction with three–level thresholding*. Information Technology and Artificial Intelligence Conference (ITAIC), 2011 6th IEEE Joint International. 2011 Aug; 1:374–378

[38] Saint–Pierre CA, Boisvert J, Grimard G, Cheriet F. *Detection and correction of specular reflections for automatic surgical tool segmentation in thoracoscopic images*. Machine Vision and Applications. 2006 July 17; 22(1):171–180

[39] Gonzalez RC, Woods RE, Eddins SL. Digital image processing, 3rd ed. Upper Saddle River, N.J.: Prentice Hall. 2002. p.410–412

- [40] Gonzalez RC, Woods RE, Eddins SL. Digital image processing, 3rd ed. Upper Saddle River, N.J.: Prentice Hall. 2002. p.635–636
- [41] Gonzalez RC, Woods RE, Eddins SL. Digital image processing, 3rd ed. Upper Saddle River, N.J.: Prentice Hall. 2002. p.398–399
- [42] Kim MS, Heo JS, Lee JJ. *Real-time Visual Tracking for Laparoscopic Surgery*. International Journal of HWRS. 2004 April; 5(1)
- [43] MacQueen JB. *Some Methods for classification and Analysis of Multivariate Observations*. Proceedings of 5th Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability, Berkeley, University of California Press. 1967; 1:281–297
- [44] 박혜영, 이관용. 기초부터 활용까지 패턴인식과 기계학습. 이한출판사. 2011. p.138–139
- [45] 박혜영, 이관용. 기초부터 활용까지 패턴인식과 기계학습. 이한출판사. 2011. p.163–164
- [46] Maglogiannis I, Zafiroopoulos E, Kyranoudis C. *Intelligent segmentation and classification of pigmented skin lesions in dermatological images*. in Advances in Artificial Intelligence. 2006; 214–223.
- [47] Zhou J, Payandeh S. *Visual Tracking of Laparoscopic Instruments*. Journal of Automation and Control Engineering 2014 Sep; 2(3)

# Abstract

## **Accuracy Enhancement of Vision-based Surgical Instrument Segmentation using Background Simplification in Robot-assisted Laparoscopic Surgery**

Dongheon Lee

Interdisciplinary program in Biomedical Engineering

The Graduate School

Seoul National University

Robot-assisted laparoscopic Surgery currently faces certain limitations such as narrow visual field through the scope, and absence of haptic systems on surgical instruments which can hinder the surgeon's reactions to emergency situations. Therefore, to detect emergency situations during surgery, it is necessary to develop a system for robot-assisted laparoscopic surgery which can detect

surgical instruments automatically in the field of view. The proposed solution is an image processing algorithm for tool segmentation with enhanced accuracy, which can accurately locate and track the surgical instruments in sight as well as detecting collision between tools and between tools and organs. This method is a novel and complex image processing algorithm which integrates K-means clustering and PCA, and which efficiently removes noise from tool segmentation by background simplification in sight and removing it in the original view. Validation of the method was done in three ways, by comparing the proposed method against two prior methods and against a reference in 7 different surgical situations. The first validation was done by comparing the surgical instruments segmentation accuracy, which was calculated from sensitivity and specificity derived from the difference between the pixels of tool segmented images and the pixels of reference images. The result showed that the proposed method achieved average sensitivity  $84.81 \pm 5.96\%$  and average

specificity  $98.36 \pm 0.737\%$ , representing higher accuracy and robustness than the prior methods. The second validation was done by comparing the coordination error of the tip of surgical instruments, which was calculated using RMSE between the coordination of the tool tips in the applied methods and the coordination tool tips in the reference image. The proposed method had average error of  $1.07 \pm 0.83\text{mm}$ ,  $1.34 \pm 0.83\text{mm}$ ,  $0.08 \pm 0.63\text{mm}$  for tools 1~3, which represented smaller error rate and the higher robustness compared to the prior methods. The last validation was done by comparing the algorithm computation time, which for the proposed method was 0.214sec, similar to the computation time of the other prior methods. In conclusion, the proposed method is a solution for automatic tool segmentation which can improve the detection of emergency situations during robot-assisted laparoscopic surgery.



Keywords: *Robot-Assisted Laparoscopic Surgery, Surgical Instruments Segmentation, Surgical Instruments Tracking, Medical Image Processing*

Student Number : 2013-21038