
자동 손 제거와 개선된 정합방법을 이용한 오프라인 인 핸드 3D 모델링 시스템

Offline In-Hand 3D Modeling System Using Automatic Hand Removal and Improved Registration Method

강준석, Junseok Kang*, 양현석, Hyeonseok Yang**,
임화섭, Hwasup Lim***, 안상철, Sang Chul Ahn****

요약 본 논문에서는 사용자의 편의성을 향상시킨 새로운 인 핸드 3D 모델링 시스템을 제안한다. 기존의 시스템은 사용자의 편의성이 낮은 문제점이 존재하여 물체를 손으로 들고 모델링을 진행하는 인 핸드 모델링 시스템이 연구되어 왔으나 손 제거를 위한 추가적인 장비가 필요하거나 특정 조건에서만 모델링이 가능한 문제가 발생하였다. 이에 본 논문에서는 자동 손 제거를 위한 접촉 상태 변화 감지 알고리즘과 정확한 정합을 위한 이상점 제거가 가능하고 색상 정보를 추가적으로 이용하는 개선된 ICP 알고리즘을 제안한다. 제안된 알고리즘을 사용하면 추가적 장비나 어떠한 제한조건 없이 정확한 모델링이 가능하다. 본 논문에서는 실제 데이터를 이용한 실험을 통해 제안된 시스템을 활용하면 어떠한 제한 조건도 없는 일반적인 상황에서 정확한 모델링을 수행할 수 있음을 보였다.

Abstract In this paper, we propose a new in-hand 3D modeling system that improves user convenience. Since traditional modeling systems are inconvenient to use, an in-hand modeling system has been studied, where an object is handled by hand. However, there is also a problem that it requires additional equipment or specific constraints to remove hands for good modeling. In this paper, we propose a contact state change detection algorithm for automatic hand removal and improved ICP algorithm that enables outlier handling and additionally uses color for accurate registration. The proposed algorithm enables accurate modeling without additional equipment or any constraints. Through experiments using real data, we show that it is possible to accomplish accurate modeling under the general conditions without any constraint by using the proposed system.

핵심어: *In-hand modeling, Contact state change detection, Tracking, Registration, Outlier handling*

이 논문은 미래창조과학부의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 <실감교류 인체감응솔루션> 글로벌프론티어사업으로 수행된 연구임 (2010-0029752).

*주저자: 과학기술연합대학원대학교 KIST 스쿨 나노-정보 융합 (HCI 및 로봇공학) 석사과정 e-mail: js.kang@imrc.kist.re.kr

**공동저자: 과학기술연합대학원대학교 KIST 스쿨 나노-정보 융합 (HCI 및 로봇공학) 석사과정 e-mail: hs.yang@kist.re.kr

***공동저자: 과학기술연합대학원대학교 나노-정보 융합 부교수, KIST 영상미디어연구단 책임연구원 e-mail: hslim@kist.re.kr

****교신저자: 과학기술연합대학원대학교 나노-정보 융합 전공책임교수, KIST 영상미디어연구단 책임연구원 e-mail: asc@kist.re.kr

■ 접수일 : 2017년 5월 23일 / 심사일 : 2017년 6월 5일 / 게재확정일 : 2017년 7월 24일

1. 서론

최근 가상현실 및 증강현실 기술의 발달과 3D 콘텐츠 공급의 활성화 등의 이유로 편의성이 높은 모델링 기술의 필요성이 점차 높아지고 있다. 하지만 기존의 모델링 시스템들은 터테이블을 사용하거나 촬영장비를 직접 움직여가며 촬영하거나 여러 대의 카메라를 사용하여 모델링을 수행한다[1-5]. 이러한 방법들은 매우 일반적으로 사용되지만 여러 문제점들을 가지고 있다. 여러 대의 카메라를 사용하는 경우, 다수의 카메라를 배치할 충분한 공간이 필요하고 시스템을 구성하는데 소요되는 비용이 크게 증대된다. 터테이블을 사용하는 경우나 카메라를 직접적으로 움직이는 경우에는 물체를 모델링 하기 위해 추가적인 장비를 요구하거나 카메라를 움직일 수 있는 충분한 공간을 필요로 한다. 세 경우 모두 물체가 바닥 면에 고정된 상태이기 때문에 물체의 하단부를 모델링 할 수 없고 터테이블이나 물체를 놓았던 바닥 면이 모델에 포함되어 해당 부분을 제거해주는 추가적인 과정을 필요로 한다.

이러한 문제를 해결하기 위해 카메라를 고정한 채로 물체를 들고 모델링을 하는 방법이 제시되었다[6-9]. 하지만 기존의 시스템에서 물체를 들고 모델링을 수행할 경우, 그림 1에서 확인할 수 있듯 모델링 하고자 하는 물체 외에도 물체를 들고 있는 부분(ex. 손, 장갑, 로봇 팔 등)의 정보가 정합 과정에 영향을 미쳐 모델링이 불가능 하다. 이에 모델링 하고자 하는 물체를 제외한 부분들을 제거한 후 모델링을 수행하는 방식이 제시되었지만 이는 물체를 들고 있는 주변 물체(ex. 사람의 손, 로봇 손, 장갑 등)의 다양성이 매우 높고 그 모습이 가변 가능한 경우가 많아 상당히 풀기 어려운 문제로 분류 된다. 이러한 이유로 최근의 방법들은 사용자로부터 사전에 입력된 정보를 사용하거나, 정합 과정에서 사용자로부터 추가적인 정보를 입력받거나, 추가적 장비를 착용하는 방식으로 문제를 해결하였다. 하지만 이러한 방식을 이용한 모델링 시스템은 특수한 조건에서만 동작이 가능하고 추가적 장비를 요구해 사용자의 편의성이 낮은 문제점을 가진다.

본 논문에서는 터테이블이나 카메라의 움직임, 어떠한 사전 정보, 사용자의 개입을 요구하지 않고도 물체를 들고 모델링이 가능한 전자동화된 물체 모델링 기법을 제시한다. 이를 위해 접촉상태변화라는 개념을 도입하고 제시된 접촉상태변화를 감지해내 프로그램 스스로가 물체를 들고 있는 부분을 찾아내는 알고리즘을 소개한다. 찾아낸 주변 물체는 실시간 기계학습 기반의 추적방법을 사용하여 이미지에서 제거한다.

더 나아가 주변 물체를 제거한 물체 이미지를 정합할 때, 기존의 정합 알고리즘들이 지닌 단점인 이상점 제어(outlier handling) 문제와 미끄러짐(sliding) 문제를 해결하는 더 나은 방식의 정합 알고리즘을 제시한다. 이는 앞선 트래킹 과정에서 발생한 적은 오류들의 영향력을 효과적으로 제거하고 보다 정확한 정합 결과를 제공하여 정확한 3D 모델링을 가능케 한다.



그림 1. 인 핸드 모델링 시스템의 입력 및 기존 알고리즘 적용 결과, (좌) 인 핸드 모델링 시스템의 입력 예시, (우) 기존 시스템의 알고리즘으로 좌측 입력 데이터를 정합하여 얻은 결과

본 논문에서는 실제 데이터를 바탕으로 기존의 알고리즘들과 제시한 알고리즘의 성능을 비교하여 제시된 알고리즘의 가치를 입증할 것이다. 제시된 시스템을 사용할 경우 어떠한 제약 조건 및 사전정보 없이도 이상점 제어 문제와 미끄러짐 문제를 야기하지 않고 3D 모델링이 가능하다.

논문의 구성은 다음과 같다. 다음 장에서 관련된 지식을 살펴보고 3장에서 전체적인 시스템을 소개한다. 4장에서는 접촉상태변화를 감지하는 알고리즘을 제안한다. 제시한 알고리즘으로 각각의 물체를 구분해내고 추적하는 과정을 설명 한 후 5장에서는 4장에서 얻어낸 결과물을 정합하는 과정을 설명한다. 마지막으로 결과와 결론을 제시하며 논문을 마무리한다.

2. 관련 연구

물체를 들고 모델링을 하는 방법은 다음과 같은 논문들에서 연구되었다[6-9]. 해당 논문들은 다양한 방식으로 손을 제거하여 모델링 과정에서 손에 대한 영향으로 발생하는 문제를 해결하였다.

피부색 감지 방식을 이용하여 물체로부터 손을 분리해내는 방식의 인 핸드(in-hand) 모델링 시스템이 제안되었다[6,10]. 하지만 이 방식은 장갑을 끼거나 로봇 손을 사용하는 경우나 물건의 색상과 피부색이 유사할 경우 적용이 불가능하다. 또한, 조명환경의 변화 등으로 인한 색상 변화에 취약한 단점을 가진다.

Weise 는 물체로부터 손 부분을 제거하기 위해 추가적인 장비로 특수한 장갑을 착용한 후 모델링을 수행하는 방식을 제안하였다[7]. 이러한 장갑을 사용하게 되면 깊이 영상에서 손 부분이 촬영되지 않아 손에 대한 영향력이 제거된다. 하지만 위 시스템을 사용하기 위해서는 반드시 특수한 장갑을 착용해야만 하고 이는 사용자들이 일반적인 환경하에서 모델링 시스템을 사용할 수 없게 만든다.

In hand scanner for small objects에서는 정합 과정에서 사용자에게 물체와 손에 대한 정보를 얻어 손 영역을 제거한다[8]. 사용자는 정합 과정에서 물체 혹은 손 부분의 색상 값을

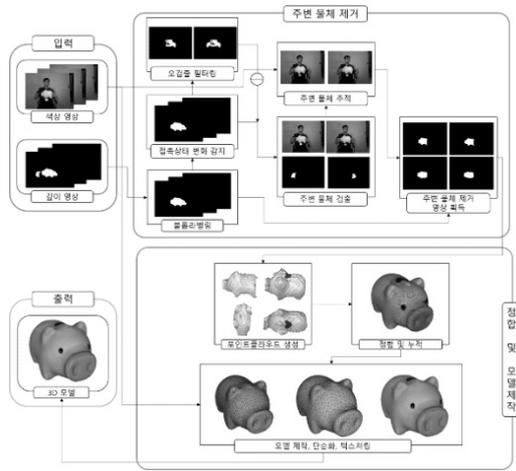


그림 2. 시스템 구성도

시스템에 입력해주고 시스템은 이를 바탕으로 물체부분과 손 부분을 분리해 낸다. 이러한 방법은 사용자의 개입을 요구하여 시스템의 편의성을 떨어뜨리고 물체와 손의 색상이 다르다는 전제조건 하에 모델링을 진행하기 때문에 물체의 색상과 손의 색상이 유사할 경우 사용이 불가능하고 광원에 의한 색상변화에 취약하다.

손 추적 알고리즘을 사용하여 물체로부터 손을 분리해내는 방식 또한 연구되었다[9,11]. 사용자는 자신의 손에 대한 정보를 사전에 시스템에 제공하고 시스템은 모델링 과정 중에 이 정보를 바탕으로 손을 추적하여 손을 제거한다. 이러한 방식은 사전에 사용자의 손에 대한 정확한 정보를 시스템에 제공해야만 동작이 가능해 편의성이 떨어지고, 로봇손이나 장갑을 착용하고 모델링을 진행 한 경우 사용이 불가능하다.

제시된 손 제거 방식들의 문제점은 모든 프레임 내에서 각각 손을 찾아내 제거하기 위해 알고리즘이 제작되었기 때문에 발생된다. 이 경우 물체와 손의 경계가 모호하고 물체와 손의 다양성과 가변성이 매우 높아 특수한 상황들을 가정해야만 문제를 풀어 낼 수 있다. 이러한 가정들은 추가적 장비를 요구해 편의성을 저하시키고 일반적 상황에서 시스템 사용을 불가능하게 한다.

이러한 문제를 해결하기 위해 본 논문에서는 모든 프레임 내에서 각각 손을 찾아내는 과정을 특정 프레임(접촉 상태 변화가 감지된)에서만 손을 찾아내는 과정과 이 손 정보를 바탕으로 다른 프레임들에서 손을 추적하는 과정으로 대체하는 방식을 제시하여 물체로부터 손을 제거하는 시스템을 제안한다.

3. 시스템 소개

시스템의 전체적인 구성은 그림 2와 같다. 시스템 사용자는 카메라를 고정해두고 카메라 앞에서 그림 1의 왼쪽 그림과 같이 모델링 하고자 하는 물체를 들고 돌러가며 촬영한다. 시스템

의 입력으로는 촬영으로 얻은 깊이 영상과 색상 영상을 사용한다. 모델 제작 과정은 크게 두 단계로 구성된다. 첫 번째 단계는 입력 영상에서 물체를 제외한 손 부분을 제거하는 단계이고 두 번째는 손이 제거된 영상으로부터 모델을 제작하는 단계이다.

손을 제거하는 단계에서는 입력 받은 영상으로부터 블룸 라벨링(blob labeling)을 이용하여 모든 프레임에서 노이즈를 제외한 물체와 손 영역만을 추출하고 프레임 사이의 블룸 사이즈 변화를 관찰하여 접촉 상태 변화를 감지한다. 이후 노이즈로 인해 감지된 영상들을 제거하기 위해 필터링을 진행한다. 접촉 상태가 변화된 프레임에서 손을 검출하고 이때 얻은 손의 정보를 바탕으로 모든 프레임에서 손을 추적한다. 추적한 결과를 바탕으로 물체에서 손을 제거하여 손이 제거된 영상을 획득한다.

정합 및 모델제작 과정에서는 앞선 단계에서 얻은 영상으로부터 포인트 클라우드(point cloud)를 생성하고 이를 이상점 제거가 용이하고 색상정보를 사용하는 개선된 ICP 알고리즘을 사용하여 정합하고 이를 볼륨(volume)에 누적한다. 모든 프레임에 대해 정합 및 누적이 완료되면 볼륨 데이터를 바탕으로 모델을 제작하고, 단순화하고, 텍스처링(texturing)을 수행한다. 최종적인 출력 결과로 텍스처링이 완료된 3D 메쉬 모델(mesh model)을 얻는다.

입력 데이터는 사전에 녹화하여 사용하며 모델 제작과정은 어떠한 사용자의 개입도 없이 오프라인 (offline)으로 수행된다.

4. 접촉 상태 변화 감지 및 추적

본 논문에서 제안하는 접촉상태 변화 감지 알고리즘으로 주변물체를 제거하기 위하여 전체 영상 에서 각각의 주변물체는 최소한 한번 이상 접촉상태가 변해야 한다. 다만, 접촉상태 변화가 반드시 시퀀스의 초기에 일어나야 할 필요는 없다.

4.1 접촉 상태 변화 감지

모델링 중 주변물체와 물체간의 상태는 두 가지로 구분된다. 첫 번째 경우는 두 물체가 접촉된 경우이고 두 번째 경우는 접촉 되지 않은 경우이다. 우리의 목적은 접촉 상태와 비 접촉 상태 간의 변화를 감지해 내는 것이다. 변화가 발생하는 프레임을 찾아 낼 수 있다면 손과 물체가 분리되어 있는 상태를 얻어 낼 수 있고 이는 곧 사용자의 어떠한 개입 없이 순수한 손의 정보를 얻어 낼 수 있음을 의미한다.

시간 t에서의 깊이 영상 프레임 d를 d_t 라 한다. 프레임 d_t 에서 상태가 변화한 경우를 감지해 내는 것을 목표로 한다. 먼저 배경과 물체들을 구분해 내기 위해 깊이 카메라에서 추출한 정보를 사용하여 d_t 에서 배경 제거를 진행하고 주변의 노이즈들을 제거하기 위해 블룸 라벨링 알고리즘을 사용하여 가장 큰 블룸을 제외한 나머지 블룸을 제거해 낸다.

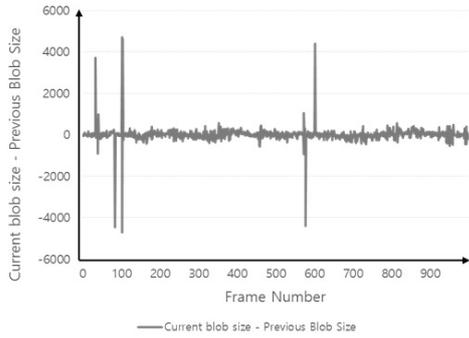


그림 3. 블룸 사이즈 변화치 및 접촉 상태 변화가 일어난 프레임 시퀀스, (위) 블룸 사이즈 변화치를 나타낸 그래프, (아래) (좌) d_{t-1} 프레임 (중) d_t 프레임 (우) 두 프레임의 차

전처리 과정이 끝난 프레임 d_t 에서 접촉 상태 변화가 일어났다고 가정했을 때 우리는 두 가지 경우를 고려할 수 있다. 물체가 접촉되지 않은 상태에서 접촉된 상태로 변한 경우와 그 역의 경우이다. 이 두 경우 모두에서 접촉 상태가 변할 때 블룸의 사이즈가 급격히 변함을 알 수 있으며 접촉상태에서 비 접촉 상태로 변한 경우 블룸의 사이즈가 급격하게 줄어들고 비 접촉 상태에서 접촉상태로 변한 경우 블룸의 사이즈가 급격하게 늘어남을 알 수 있다. 이는 그림 3에서 확인 할 수 있다.

이러한 특성은 물체 상태 변화를 발견해 내는 첫 번째 단서로 이용된다. 프레임에서의 블룸 사이즈 변화치를 기준으로 프레임들을 두 부류로 군집화하면 적은 블룸 사이즈 변화치를 보이는 프레임들과 큰 블룸 사이즈 변화치를 보이는 프레임들로 나뉘진다. 이는 각각의 군집이 접촉상태 변화가 일어나지 않은 프레임들과 접촉 상태 변화가 발생한 프레임들을 나타낸다. 나뉘진 군집들 중 큰 블룸 사이즈 변화치를 보이는 군집들에 포함된 프레임들만을 선별해내면 접촉 상태 변화가 일어난 프레임들을 발견할 수 있게 된다. 군집화를 위하여 K 평균 알고리즘[12]을 사용하며 이를 수식으로 나타내면 아래와 같다.

$$\operatorname{argmin}_D \sum_{i=1}^k \sum_{d_t \in D_i} \|S(d_t) - \mu_i\|^2 \quad (1)$$

이때, k 는 2, D_i 는 군집화된 프레임들의 집합, μ_i 는 군집 i 의 평균, $S(d_t)$ 는 영상 d_{t-1} 과 영상 d_t 에서의 블룸 사이즈 차이.

군집화의 결과로 얻은 두 군집의 평균을 각각 μ_1, μ_2 라 하자. 이때 접촉 상태 변화가 감지되었다고 판단되는 군집은 평균값이 더 높은 군집이며 이 군집에 속하는 영상들을 접촉 상태가 변화한 프레임이라 생각 할 수 있다. 이를 수식으로 나타

내면,

$$D_{candidate} = D_i, \mu_i > \mu_j \quad (2)$$

와 같고, 해당 군집을 접촉 상태 변화의 종류에 따라 세분화 하면 다음과 같이 나타내어진다.

$$d_t \in \begin{cases} D_{contact}, & \text{if } d_t \in D_{candidate} \text{ and } S(d_t) > 0 \\ D_{separate}, & \text{if } d_t \in D_{candidate} \text{ and } S(d_t) < 0 \end{cases} \quad (3)$$

$$D_{candidate} = D_{contact} \cup D_{separate} \quad (4)$$

이때, $D_{contact}$ 는 해당 프레임에서 비 접촉에서 접촉 상태로의 변화가 일어났다고 판단되는 프레임들이며 $D_{separate}$ 는 역의 경우를 의미한다. $D_{candidate}$ 는 상태변화가 일어났다고 판단된 모든 프레임들이다.

4.2 감지 오류 필터링

수식(4)로부터 얻어진 $D_{candidate}$ 에서 가장 작은값을 지니는 프레임 d_t 를 선택한다. 선택된 d_t 가 $D_{contact}$ 에 속한다면 d_t 에서 d_{t-1} 을 빼고, $D_{separate}$ 에 속하는 경우 d_{t-1} 에서 d_t 를 빼 영상 d_t 을 얻어낸다. 이상적인 경우 얻어진 프레임 d_t 는 블룸에 새로 추가되거나 기존 블룸에서 제거된 영역만을 담은 영상이 된다. 하지만 실제 상황에서 깊이 영상 측정 시 오류가 발생하기 때문에 d_t 는 오류로 인해 급작스럽게 생겨났거나 사라진 영역을 포함하고 있을 수 있다(ex. Hole, 물체의 가장자리 부분에서의 노이즈). 이러한 영상은 실제 접촉 상태 변화가 일어난 프레임들이 아니기 때문에 후보 집합에 포함되어서는 안 된다. 따라서 우리는 $D_{candidate}$ 에 포함된 각각의 프레임들이 상태변화로 인한 영역을 포함하는지 노이즈로 인한 영역을 포함하는지 구별해내야 한다.

$D_{candidate}$ 의 프레임들은 다섯 가지 상태로 분류될 수 있다. 각각은 접촉에서 비 접촉 상태로 변화가 일어난 프레임, 비 접촉 상태에서 접촉 상태로 변화가 일어난 프레임, 물체 내부에 Hole이 발생한 프레임, 물체 외곽 부가 제거되는 노이즈를 포함한 프레임, 물체 외곽 부에 생성된 노이즈를 포함한 프레임이다.

이미지 d_t 의 Blob을 감싸는 Bounding Box를 $B(d_t)$ 라 한다. 이때 임의의 두 프레임 d_i, d_j 에 대해 두 프레임의 바운딩 박스(bounding box) $B(d_i), B(d_j)$ 가 겹치는 부분의 넓이를 $B(d_i)$ 의 넓이로 나눈 값이 한계 값 t 이상인 경우 d_i 의 Bounding Box $B(d_i)$ 는 $B(d_j)$ 에 포함되어 있다'고 정의하며 이를 수식으로 나타

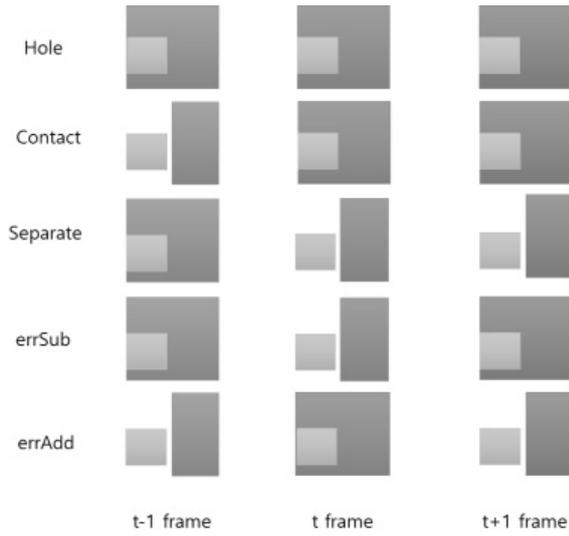


그림 4. 각 상태에서 바운딩 박스 간의 상태, (노란색 박스) t번째 프레임에서 검출된 주변물체의 바운딩 박스, (주황색 박스) t-1 영상 내 블롭의 바운딩 박스, (초록색 박스) t 영상 내 블롭의 바운딩 박스, (파란색 박스) t+1 영상 내 블롭의 바운딩 박스

타내면 아래와 같다.

$$B(d_t) \subset B(d_t), \text{ if } \frac{A(B(d_t) \cap B(d_t))}{A(B(d_t))} > t \quad (5)$$

이때 A는 Bounding Box의 넓이, t는 한계 값. 본 논문에서는 한계 값인 t로 0.75*A(B(d_t))를 사용하였다.

만약 d_t 에서 상태변화가 일어난 경우 B(d'_t)는 B(d_t)이나 B(d_{t-1})중 하나에 포함되어 있게 된다(그림 4의 두 번째, 세 번째 행의 이미지 참조). 반면 블롭 내부에 구멍이 생겨 발생한 노이즈로 인해 검출된 프레임의 경우 위 조건을 만족시키지 못하고 B(d_{t-1})과 B(d_t) 모두에 포함된다(그림 4의 첫 번째 행의 이미지 참조). 이를 이용하면 블롭 내부에 생기는 노이즈로 인한 사이즈 변화 케이스를 감지하여 후보에서 제외할 수 있다.

하지만 물체 외곽에서 생긴 노이즈는 위 방식으로는 해결 할 수 없다. 물체 외곽에서 발생한 노이즈로 인한 오검출 프레임은 그 형태가 접촉 상태가 변한 경우와 동일하다(그림 4의 네 번째, 다섯 번째 행의 첫 번째, 두 번째 열 이미지 참조). 접촉 상태 변화가 연속적으로 발생하지 않는다는 조건 하에 물체 상태가 변한 경우 B(d'_t)는 B(d_{t+1})과 B(d_t)에 모두 포함되거나 모두 포함되지 않는다. 특정 프레임에서만 발생한 블롭 외곽 부분 노이즈의 경우 B(d_{t+1})과 B(d_t)중 하나에 포함된다. (그림 4의 두 번째에서 다섯 번째 행의 두 번째, 세 번째 열 이미지 참조) 이를 이용하여 블롭 외곽 부분에서 발생하는 오류로 인해 등록된 후보 프레임들을 제거 한다.

D_{candidate}의 5가지 상태를 식으로 나타내면 다음과 같다.

$$d_t \in \begin{cases} D'_{hole}, & \text{if } B(d'_t) \subset B(d_t) \wedge B(d'_t) \subset B(d_{t-1}) \\ D'_{contact}, & \text{if } B(d'_t) \subset B(d_t) \wedge B(d'_t) \subset B(d_{t+1}) \\ D'_{separate}, & \text{if } B(d'_t) \not\subset B(d_t) \wedge B(d'_t) \not\subset B(d_{t+1}) \\ D'_{erAdd}, & \text{if } B(d'_t) \subset B(d_t) \wedge B(d'_t) \not\subset B(d_{t+1}) \\ D'_{erSub}, & \text{if } B(d'_t) \not\subset B(d_t) \wedge B(d'_t) \subset B(d_{t+1}) \end{cases} \quad (6)$$

$$D'_{candidate} = D'_{contact} \cup D'_{separate} \quad (7)$$

식(4)에서 가장 위에서부터 각각은, hole로 인해 검출된프레임들, 비 접촉에서 접촉 상태로의 변화가 일어났다고 판단되는 프레임들, 역의 경우, 노이즈로 인해 물체 외곽에 필요 없는 영역이 생성된 프레임들과 필요한 영역이 사라진 프레임들을 의미한다. D'_{candidate}는 제안된 필터링 알고리즘으로 얻어진 접촉 상태 변화 프레임들이다.

4.3 트래킹

수식(7)로부터 얻어진 D'_{candidate}의 프레임들은 모두 접촉 상태 변화로 인해 발생한 영역들만을 포함하고 있다. 이는 곧 물체를 들고 있는 주변물체의 영역 만을 포함하고 있다는 의미이며 이를 바탕으로 트래킹을 진행하면 영상에서 물체와 접촉되어있는 경우에도 주변물체 부분을 찾아내 제거 할 수 있게 된다.

D'_{candidate}에서 가장 작은 t값을 지니는 프레임 d_t를 선택한다. 이 프레임에서 발견된 주변물체를 Obj_k이라 한다. Obj_k의 정보를 주변 물체의 사전 정보로 삼아 t+1 프레임 방향과 그 역방향으로 트래킹을 진행한다. 우리는 트래킹을 위해 structured SVM 기반의 트래커인 STRUCT를 사용하였다[13,14]. 이 트래커는 실시간 학습을 수행하기 때문에 추적하고 있는 물체의 모양변화에 강인하여 손과 같은 모양이 변하는 물체의 경우에도 트래킹이 가능하고 팔과 같은 부분이 나타나거나 사라지는 경우에도 트래킹이 가능하다.

Obj_k 정보를 바탕으로 프레임 i에서 트래킹을 진행하는 과정에서 프레임 d_i가 D'_{candidate}에 속해있는 경우 현재 트래킹하고 있는 주변 물체와 앞선 과정에서 감지된 주변 물체가 동일 물체인지 검사한다. 두 주변물체를 감싸는 바운딩 박스의 중점이 한계 값보다 가까울 경우 두 물체를 같은 물체라 판별해 D'_{candidate}에서 d_i를 제외한다. 이러한 과정은 불필요한 중복 트래킹을 예방하게 해준다. D'_{candidate}의 모든 프레임들에 대해 위 과정을 수행한다. 본 논문에서는 한계 값으로 바운딩 박스 대각선 길이의 1/4를 사용했다.

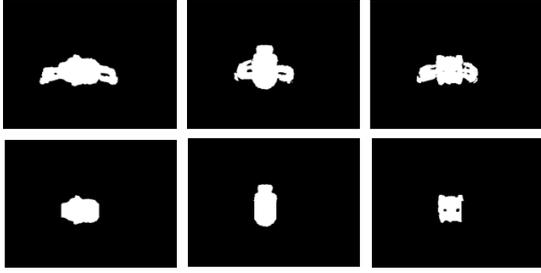


그림 5. 손 제거 결과, (위)입력 깊이 영상, (아래) 손 제거 알고리즘을 수행하여 얻은 영상

모든 프레임에 대해 트래킹이 종료되면 트래킹 결과를 적용하여 각각의 프레임들에서 추적된 주변 물체를 제거한다. 이러한 결과로 얻어진 최종적인 프레임들을 D_i 라 정의한다. 그림 5는 얻어진 d_i 의 예시들이다.

5. 정합 및 모델 제작

앞선 결과로 획득한 영상들로부터 포인트 클라우드를 제작하고 이들을 정합하여 모델을 제작한다. 정합 방식으로는 볼륨 누적 방식을 사용한 Frame to Model 방식을 사용한다[14]. 이는 Frame to Frame 정합 방식에 비하여 특정 프레임에서 일어난 오류가 이후 정합 과정에 미치는 영향이 적고 루프 클로징(loop closing)이 별도로 필요하지 않은 장점이 존재하기 때문이다. 볼륨 누적 알고리즘으로는 Chisel을 사용한다[16].

i 번째 프레임 d_i 를 이용하여 만든 포인트 클라우드를 P_i 라 하고 이때 P_i 의 임의의 한 점을 p_i 라 한다. i 프레임 까지 누적된 모델의 포인트 클라우드를 Q_i 라 한다. 임의의 점 x 에 대해 포인트 클라우드 Q_i 에서의 x 의 최근점 이웃을 $NNQ_i(x)$ 라 한다. 이때 모델 Q_i 로의 P_i 의 회전과 이동 변환을 포함한 변환을 T_i 라 한다.

5.1 이상점 제어ICP

ICP알고리즘은 변환 T_i 가 작은 경우 기하학적 특징점을 사용하는 알고리즘들이 가진 문제점인 반복적인 모양으로 인한 정합 오류, simple한 표면에서 feature들이 검출되지 않는 문제로 인한 정합 불가능 등을 방지할 수 있어 모델링 과정에서 가장 빈번히 사용되는 알고리즘이며 목적함수는 다음과 같다 [17,18].

$$E(P, Q) = \sum_{p_i \in P_i} \|T_i \cdot p_i - NNQ_i(p_i)\|^2 \quad (8)$$

수식(8)에 기술된 바와 같이ICP 알고리즘은 특정 포인트 p_i 의 최근점 이웃을 Q_i 로부터 찾아 이 두 점 사이의 거리를 최소한으로 줄이는 변환 T_i 를 반복적인 과정을 통해 찾는다. 하지

만, ICP 알고리즘은 다양한 원인의 노이즈가 최적화 과정에 포함될 경우 그 영향력이 제곱식으로 에너지 함수에 영향을 미치게 됨을 수식상에서 확인 할 수 있다. 이는 곧 적은 수의 이상점들이 정합 결과에 큰 영향을 미칠 수 있음을 의미한다.

이러한 문제를 해결하기 위하여 우리는 fast global registration에서 사용된 Geman-McClure Estimator를 이용한다[19].

$$E(P, Q) = \sum_{p_i \in P_i} \frac{\mu \cdot \|T_i p_i - NNQ_i(p_i)\|^2}{\mu + \|T_i p_i - NNQ_i(p_i)\|^2} \quad (9)$$

변화된 목적 함수는 μ 값에 따라 목적함수의 특성이 달라진다. μ 값이 $\|T_i p_i - NNQ_i(p_i)\|^2$ 값보다 충분히 큰 경우 목적함수의 분모가 μ 로 근사되며 이때 목적 함수는 $\|T_i p_i - NNQ_i(p_i)\|^2$ 로 근사 되어 기존 ICP와 유사해진다. μ 가 $\|T_i p_i - NNQ_i(p_i)\|^2$ 에 비하여 충분히 작은 경우 분모는 $\|T_i p_i - NNQ_i(p_i)\|^2$ 로 근사되고 이때 목적 함수는 μ 로 근사 된다. 이로부터 μ 값을 충분히 작게 설정한 경우 이상점들에 의한 오차가 커져도 목적함수에 미치는 영향력을 충분히 작은 값인 μ 로 제한할 수 있어 정합의 정확도를 높일 수 있다.

fast global registration 논문에서는 멀리 떨어진 inlier들의 영향력을 보존할 필요성이 있었기 때문에 μ 값을 큰 값에서부터 작은 값으로 줄이는 과정으로 최적화가 진행 되었으나, 변환 T_i 가 충분히 작은 경우를 가정하는 ICP 최적화 문제에서는 멀리 떨어진 대응점들의 경우 outlier이기 때문에 μ 값을 충분히 작게 설정하여 outlier의 영향력을 최소화한다. 이를 통해 앞선 감지 과정이나 추적 과정 중 발생한 오류들로 인한 부정확한 정합을 방지할 수 있게 된다.

5.2 색상 정보 활용 정합

물체의 기하학적 정보만을 사용하여 정합을 진행하면 물체의 모양이 단조로운 경우 정합에 실패할 수 있다. 이를 보다 개선하기 위하여 물체의 색상 정보를 추가로 이용한다. 색상 정보를 반영한 목적함수는 다음과 같다.

$$E(P, Q) = \sum_{p_i \in P_i} \frac{\mu \cdot \|T_i p_i - NNQ_i(p_i, w_c c_p)\|^2}{\mu + \|T_i p_i - NNQ_i(p_i, w_c c_p)\|^2} \quad (10)$$

이때, c_p 는 p_i 의 색상 값을 의미하고, $NNQ_i(p_i, w_c c_p)$ 는 색상을 고려한 포인트 클라우드 Q_i 에서 p_i 의 최근점 이웃을, w_c 는 최근점 이웃을 탐색할 때 색상 값이 가지는 영향력을 의미한다.

본 논문에서는 w_c 로 1/255값을 사용하였다.

5.3 모델제작, 단순화, 텍스처링

정합 과정이 끝난 후 생성된 포인트 클라우드를 바탕으로 surface reconstruction 알고리즘을 사용하여 메쉬 모델을 제작한다[20]. 제작된 메쉬 모델에 표면 단순화(surface simplification) 알고리즘[21]을 사용하여 단순화된 메쉬 모델을 생성한다. 단순화된 메쉬 모델에 텍스처링 알고리즘을 사용하여 모델의 텍스처 정보를 제작한다[22].

6. 실험 및 분석

제안한 방법의 검증에 위해 그림 6의 8가지 물체를 직접 촬영하여 얻은 데이터를 바탕으로 실험을 진행하였다. 이 모델들은 구조가 복잡하고 색상 정보가 많은 물체와, 구조가 복잡하고 색상정보가 적은 물체, 구조가 단순하고 색상정보가 많은 물체로 구성되어있다. 표 1에서 각 분류에 속하는 물체를 확인할 수 있다. 주변 물체의 색상 및 모양의 제약 조건 없이 일반적인 상황에서 시스템이 동작함을 보이기 위해 맨손, 흰색장갑, 병어리장갑을 착용하여 실험을 진행 하였다.

6.1 시스템 동작 환경

깊이 영상 카메라는 ASUS Xtion PRO LIVE를 사용하였다. 사용된 컴퓨터는 Intel Core(TM) i7-6700K CPU와 64GB RAM을 장착하였다. 모든 알고리즘은 CPU 상에서 동작하며 GPU는 사용되지 않았다.



그림 6. 사용된 모델들, 좌측 상단부터 신발, 돼지 저금통, 개구리 모형, 원통형 상자, 베이맥스 모형, 도라에몽 인형, 사각형 상자, 주사위

표 1. 실험에 사용된 물체 그룹

	그룹1	그룹2	그룹3
포함된 물체	돼지 저금통 개구리 모형 도라에몽 인형	구두 베이맥스 모형	주사위 원통형 상자 사각형 상자
기하학적 정보	많음	많음	적음
색상 정보	많음	적음	많음



그림 7. 접촉 상태 변화 감지 결과, (1행) 검출된 손 영역, (2~4행) 접촉 상태 변화가 감지된 프레임에 검출된 손 영역을 표시한 이미지

6.2 접촉 상태 변화 감지 결과

그림 7은 접촉 상태 변화 감지 결과로 검출된 손 영역과 접촉 상태 변화가 감지된 프레임에 검출된 손 영역을 빨간색 박스로 표시한 결과 이미지이다. 접촉 상태 변화 감지 방식을 이용하여 손을 검출해 낸 경우 기존의 알고리즘들은 제거할 수 없던 물체와 손의 색상이 비슷한 경우와 피부색과 상이한 장갑을 낀 경우, 손의 형상이 뭉뚱그려지는 병어리 장갑을 낀 경우에 대해서도 손 영역 검출이 가능함을 확인할 수 있다. 이는 곧 특수한 제한 조건이 없이, 일반적인 환경에서 어떠한 사전정보 및 사용자의 입력을 요구하지 않고도 모델링이 가능함을 의미한다.

6.3 정합 결과

6.3.1 이상점 제어ICP 결과

그림 8은 기존의 방식인 ICP 방식으로 정합을 수행한 경우와 본 논문에서 제시한 방식으로 정합을 수행한 결과를 비교한 결과이다. 위쪽 그림은 특정 프레임에서 감지 및 추적 오류로 인해 손 부분이 제거되지 않은 경우이며 아래 줄 그림은 오류가 발생한 프레임을 포함한 첫 번째 프레임에서 백 번째까지의 프레임을 각각 ICP방식과 논문에서 제시한 알고리즘으로 정합한 결과이다. 그림 8의 결과에서 알 수 있듯 기존의 ICP를 사용한 경우 제거되지 않은 손에 대한 영향력이 정합 과정에 문제를 일으켜 인형 부분에서 부정확한 정합이 일어났음을 알 수 있다. 반면 본 논문에서 제시한 알고리즘을 사용했을 경우 이상점들에 대한 영향력을 효과적으로 줄여 정확한 정합이 수행되었음을 알 수 있다.

6.3.2 색상 정보를 사용한 정합 결과

그림 9는 물체의 기하학적 정보만을 이용하여 정합을 수행한 경우와 색상 정보를 추가로 이용하여 정합을 수행한 경우의 결과를 비교한 결과이다. 그림 9 좌측 그림은 기하학적 정보만을 사용하여 정합을 진행한 결과이다. 평면을 정합하는 과정에서 기하학적 모호성으로 인한 오류로 인해 발생한 미끄러짐 문제로 주사위의 원형 부분이 정확히 정합되지 않거나 가장자리 부근에서 튀어나오는 등의 부정확하게 정합이 된 결과를 녹색 박스 영역들에서 확인할 수 있다. 사각형 상자모델과 원통형 상자모델에서도 정상적인 정합이 수행되지 않았음을 알 수 있다. 반면 색상 정보를 함께 사용한 정합 결과에서는 기하학적 모호성을 색상 정보에서 보완해 줌으로써 이러한 문제가 발생하지 않았음을 확인할 수 있다.

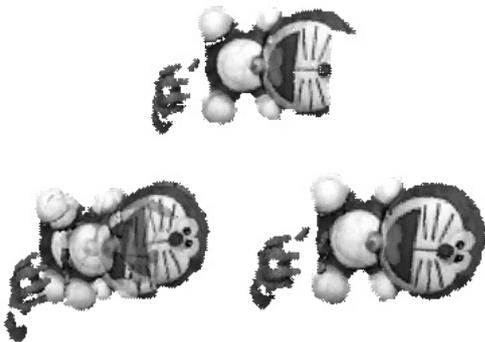


그림 8. 이상점 제어 ICP, (위) 검출 및 추적과정에서 오류가 발생된 프레임, (아래) 오류가 발생한 프레임을 포함한 프레임들을 누적한 결과 (좌)ICP 사용 결과 (우)이상점 제어 ICP 사용 결과

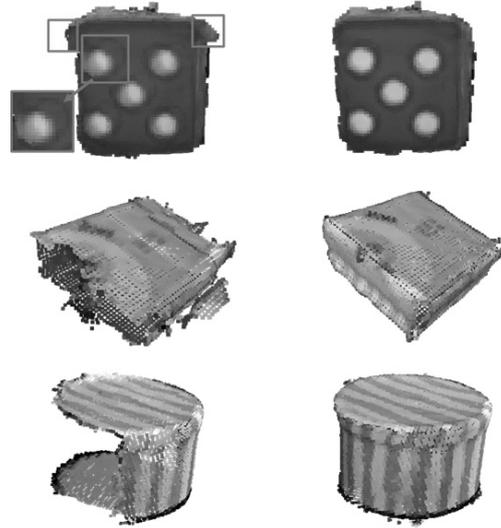


그림 9. 색상 정보를 사용한 정합, (좌) 색상 정보를 사용하지 않고 정합한 결과, (우) 색상 정보를 사용하여 정합한 결과

6.4 모델 제작 결과

그림 10은 모든 후처리 과정을 수행하여 제작된 3D 모델들이다. 신발 모델의 경우 병어리 장갑을 착용하고, 베이맥스 모델의 경우 물체 색상과 동일한 흰색의 장갑을 착용하고 모델링을 하였음에도 모델이 정상적으로 제작되었다. 이는 본 논문에서 제안한 시스템은 특수한 제한조건하에서만 동작 가능한 것이 아님을 의미한다.

구두와 베이맥스 모형의 경우 색상 정보가 부족하였고, 주사위와 사각형 상자, 원통형 상자의 경우 평평한 면을 포함하여 기하학적 정보가 부족하였으나 모두 모델이 정상적으로 제작되었다. 이는 물체의 기하학적 정보 혹은 색상 정보가 적은 경우에도 정확한 모델링이 가능함을 의미한다.

그림 11은 제안한 시스템의 정밀도를 측정된 결과이다. 기준 모델로는 레이저 스캐너로부터 얻어낸 모델을 사용하였고 각각의 그룹에서 한 개의 물체를 선택해 기준 모델과 정밀도를 비교하였다. 그림 12는 각각의 모델의 정밀도를 히스토그램화한 결과이다. 모든 모델에서 평균오차가 1mm이하로 측정되었고 최대 오차는 3.9~4.6mm이었지만 큰 오차의 수는 매우 적었다. 이는 본 논문에서 제안한 시스템이 기하학적 정보나 색상 정보가 적은 경우에도 정밀한 모델링이 가능함을 의미한다.

대부분의 높은 오차는 깊이 영상의 낮은 정밀도로 인해 물체의 작은 무늬나 경계, 패인부분, 작게 솟아나온 부분들이 부정확하게 측정되어 발생한 것이기 때문에 물체의 색상, 기하학적 정보의 양과는 별개로 위와 같은 부분을 많이 포함한 모델에서 정밀도가 상대적으로 낮게 나왔음을 확인하였다.

그림 13은 고정형 시스템에서 턴테이블을 사용하는 모델링

방식과 인 핸드 모델링 방식으로 제작된 모델을 비교한 결과이다. 기존의 방식으로 제작된 모델의 경우 물체의 바닥 면에 대한 정보가 존재하지 않음을 확인할 수 있다. 반면 제시된 시스템으로 제작된 모델의 경우 물체의 바닥 부분의 원형 텍스처 정보와 중앙의 움푹 패인 부분에 대한 정보를 잃지 않은 것을 확인할 수 있다.

6. 4 기존 인 핸드 모델링 시스템과의 비교

표 2는 기존 시스템과 본 논문에서 제안한 시스템을 비교한 결과이다. 기존의 시스템들은 피부색을 감지하여 손을 제거하거나 특수 장갑 착용하여 깊이 영상에서 손이 촬영되지 않게 하거나 사용자로부터 물체와 손의 색상 정보를 입력 받아 손 영역을 제거하거나, 손 추적 알고리즘을 사용해 손을 제거하였다.

표 2. 기존 시스템과 본 논문에서 제안한 시스템 비교

	Weise, 08	Weise, 09	PCL	Panteleris	Ours
손 제거 방식	피부색 감지	특수한 장갑 착용	입력된 색상 제거	손 추적	접촉 상태 변화 감지, 학습 기반 추적
장갑 사용 가능	불가	특수한 장갑 외에 사용 불가	물체의 색상과 유사한 경우 불가	손 모양이 아닌 장갑 불가	가능
추가 장비 필요	불필요	필요	불필요	불필요	불필요
로봇 손	불가능	가능	가능	불가능	가능
광원 영향	높음	낮음	높음	낮음	낮음
실시간	online	online	online	online	offline

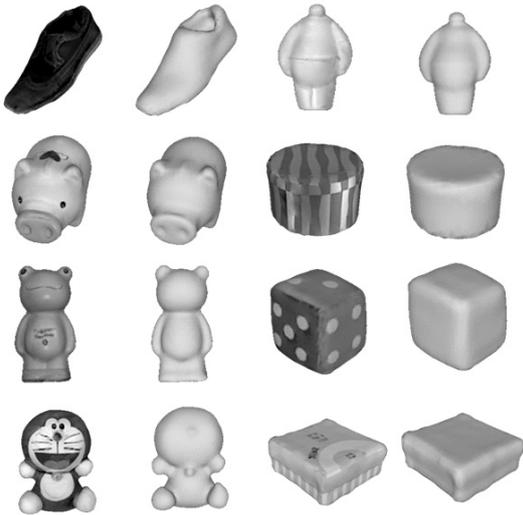


그림 10. 3D 모델 제작 결과, (1, 3열) 텍스처가 포함된 모델, (2, 4열) 텍스처가 포함되지 않은 모델

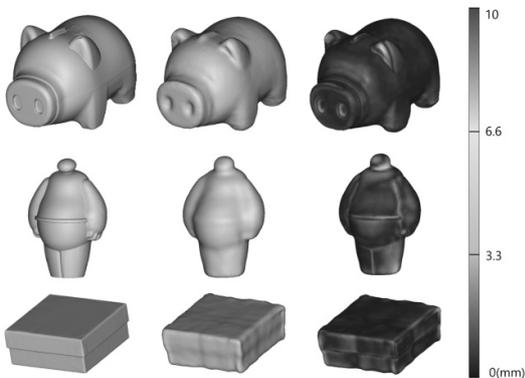


그림 11. 정밀도 측정 결과, (좌) 레이저 스캐너로부터 얻은 기준모델, (중) 시스템으로부터 얻은 모델, (우) 기준모델과 시스템으로부터 얻은 모델의 차이

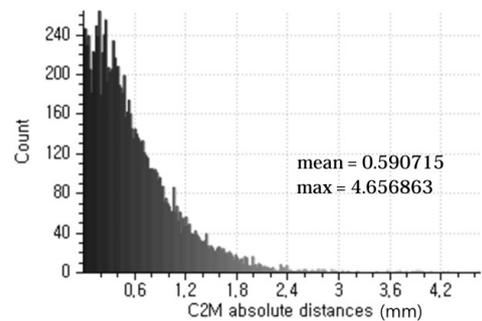
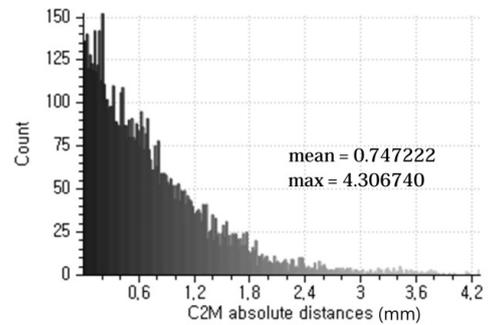
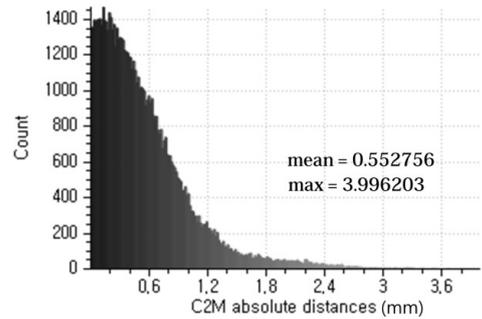


그림 12. 모델 별 정밀도 히스토그램, (상) 돼지 저금통 모델의 정밀도 히스토그램, (중) 베이맥스 모형 모델의 정밀도 히스토그램, (하) 사각형 상자 모델의 정밀도 히스토그램

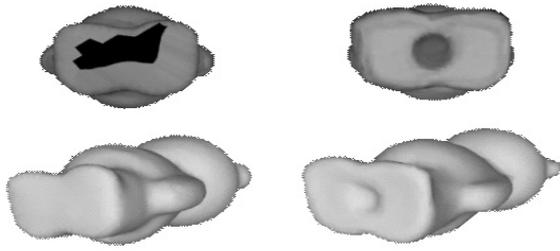


그림 13. 기존 방식과 비교, (좌) 기존 방식인 터테이블을 이용한 시스템으로 제작한 모델, (우) 본 논문에서 제안한 시스템으로 제작한 모델

본 논문에서는 상태 변화 감지 및 학습 기반 추적을 통해 손 영역을 제거하였다. 장갑 사용에 어떠한 제약도 없는 경우는 본 논문에서 제안된 시스템이 유일하였고 그 외의 시스템에서는 제약이 있다. Weise, 09의 시스템은 깊이 영상에서 촬영되지 않는 특수한 장갑을 추가적 장비로 사용해야만 했고 다른 시스템에서는 장비 제약 조건이 없다. 로봇 손, 병어리장갑과 같은 특이한 형태의 손을 사용하는 경우에, Panteleris와 Weise 시스템은 동작 할 수 없다. Weise 08와 PCL 시스템은 광원이 변하는 환경에서는 동작이 불가능하다. 각각 광원의 영향에 따라 피부 색상 측정에 오류가 발생하거나, 기존에 입력된 색상과 차이가 커질 경우 손 제거 과정에서 문제가 발생한다.

본 논문에서 제안된 시스템은 현재는 실시간 모델링이 안되지만 보다 제약 없는 일반적 환경에서 어떠한 추가적 장비를 사용하지 않고 인 핸드 모델링이 가능한 장점이 있다.

6. 5 수행시간

표 3은 제안된 시스템의 각 단계별 수행시간을 측정한 결과이다. 수행 시간의 경우 물체의 크기와 영상 시퀀스의 길이에 영향을 받는 관계로 평균적인 수치를 사용하였다. 일반적으로 모델링을 위해서는 1000~2000장의 이미지가 사용되었기 때문에 종합시간을 산출할 때 1500장을 기준으로 하였다. 종합시간은 접촉상태변화 감지를 제외한 모든 단계의 수행시간에 영상의 길이를 곱해 얻은 시간과 접촉상태변화 감지 단계의 수행시간을 더하여 계산된다. 모든 알고리즘은 CPU 상에서 동작하였다. 수행시간의 대부분은 정합과 볼륨누적 단계에서 소비되었다. 이 두 단계 GPU를 사용할 경우 충분한 속도 향상이 가능하기 때문에 향후 연구를 통해 실시간 시스템을 만들 수 있을 것이라 판단된다.

표 3. 각 단계별 수행시간

단계	수행시간	
볼륨 라벨링	0.006016	(초/프레임)
접촉상태변화 감지	0.0170452	(초/전체)
오검출 필터링	0.0080219	(초/프레임)
추적	0.0381016	(초/프레임)
동일물체 판별	0.0010031	(초/프레임)
영상 내 주변물체 제거	0.0030081	(초/프레임)
포인트 클라우드 생성	0.00156264	(초/프레임)
정합	0.465238	(초/프레임)
볼륨 누적	0.416107	(초/프레임)
종합(1500프레임 기준)	1413.1167052	(초/전체)

7. 결론

본 논문에서는 일반적 상황에서 사용 가능한 인 핸드 모델링 시스템을 접촉 상태 변화 감지 알고리즘과 이상점을 효과적으로 제어하는 개선된 ICP 알고리즘을 사용하여 구현하였다. 구현된 시스템은 기존 시스템들의 별도의 장비요구, 특수한 제한 조건이 없는 일반적 환경에서 사용 불가능으로 인한 사용자의 편의성 저하 문제를 효과적으로 해결해 내었다. 다만 본 논문에서 제안된 시스템은 아직 CPU만을 사용하고 있어 속도가 느리고 실시간 모델링이 불가능한 단점이 존재한다. 향후 이를 개선하기 위한 연구를 진행할 예정이다.

참고문헌

- [1] Park, S. and Murali, S. A multiview 3D modeling system based on stereo vision techniques, *Machine Vision and Applications*, 16(3), pp. 148–156, 2005.
- [2] Levoy, M., Pulli, K., Curless, B., Rusinkiewicz, S., Koller, D., Pereira, L., Ginzton, M., Anderson, S., Davis, J., Ginsberg, J., Shade, J. and Fulk, D. The digital Michelangelo project: 3D scanning of large statues. *Proceedings of the 27th annual conference on Computer graphics and interactive techniques*, ACM Press/Addison-Wesley Publishing Co. pp. 131–144, 2000.
- [3] Beraldin, J. A. Integration of laser scanning and close-range photogrammetry-The last decade and beyond. *Proceedings of the XXth ISPRS Congress*, 35(B), pp. 972–983, 2004.
- [4] Sense 3D scanner. <https://3dsystems.com/shop/sense/>. 2016. 12. 22
- [5] EORA 3D. <https://eora3d.com/product.html>. 2016.12.22

- [6] Weise, T., Leibe, B. and Van Gool, L. Accurate and robust registration for in-hand modeling. *Computer Vision and Pattern Recognition, 2008. CVPR 2008. IEEE Conference.* pp. 1–8. 2008.
- [7] Weise, T., Wismer, T., Leibe, B. and Van Gool, L. In-hand scanning with online loop closure. *Computer Vision Workshops (ICCV Workshops), 2009 IEEE 12th International Conference.* pp. 1630–1637. 2009.
- [8] Saelzle, M. In-hand scanner for small objects. http://pointclouds.org/documentation/tutorials/in_hand_scanner.php. 2017. 1. 17.
- [9] Panteleris, P., Kyriazis, N. and Argyros, A. A. 3D Tracking of Human Hands in Interaction with Unknown Objects. *British Machine Vision Conference (BMVC).* pp. 123.1–123.12. 2015.
- [10] Jones, M. J. and Rehg, J. M. Statistical color models with application to skin detection. *International Journal of Computer Vision.* 46(1). pp. 81–96. 2002.
- [11] Oikonomidis, I., Kyriazis, N. and Argyros, A. A. Efficient model-based 3D tracking of hand articulations using Kinect. *British Machine Vision Conference (BMVC).* 1(2). pp. 1–11. 2011.
- [12] Kanungo, T., Mount, D. M., Netanyahu, N. S., Piatko, C. D., Silverman, R. and Wu, A. Y. An efficient k-means clustering algorithm: Analysis and implementation. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence.* 24(7). pp. 881–892. 2002.
- [13] Xue, H., Chen, S. and Yang, Q. Structural support vector machine. *Advances in Neural Networks–ISNN 2008.* pp. 501–511. 2008.
- [14] Hare, S., Golodetz, S., Saffari, A., Vineet, V., Cheng, M. M., Hicks, S. L. and Torr, P. H. Struck: Structured output tracking with kernels. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence.* 38(10). pp. 2096–2109. 2016.
- [15] Newcombe, R. A., Izadi, S., Hilliges, O., Molyneaux, D., Kim, D., Davison, A. J., Kohli, P., Shotton, J., Hodges, S. and Fitzgibbon, A. KinectFusion: Real-time dense surface mapping and tracking. *Mixed and augmented reality (ISMAR), 2011 10th IEEE international symposium.* pp. 127–136. 2011.
- [16] Klingensmith, M., Dryanovski, I., Srinivasa, S. and Xiao, J. Chisel: Real Time Large Scale 3D Reconstruction Onboard a Mobile Device using Spatially Hashed Signed Distance Fields. *Robotics: Science and Systems.* 2015.
- [17] Besl, P. J. and McKay, N. D. Method for registration of 3-D shapes. *Robotics–DL tentative. International Society for Optics and Photonics.* 14(2). pp. 239–256. 1992.
- [18] Chen, Y. and Medioni, G. Object modelling by registration of multiple range images. *Image and vision computing.* 10(3). pp. 145–155. 1992.
- [19] Zhou, Q. Y., Park, J. and Koltun, V. Fast global registration. *European Conference on Computer Vision.* Springer International Publishing. pp. 766–782. 2016.
- [20] Kazhdan, M. and Hoppe, H. Screened poisson surface reconstruction. *ACM Transactions on Graphics (TOG).* 32(3). Article No. 29. 2013.
- [21] Garland, M. and Heckbert, P. S. Surface simplification using quadric error metrics. *Proceedings of the 24th annual conference on Computer graphics and interactive techniques.* ACM Press/Addison–Wesley Publishing Co. pp. 209–216. 1997.
- [22] Waechter, M., Moehrle, N. and Goesele, M. Let there be color! Large-scale texturing of 3D reconstructions. *European Conference on Computer Vision.* Springer International Publishing. pp. 836–850. 2014.