

인체의 전면 및 후면 3D 스캔 영상을 이용한 체형 분석 방법

최 우 수*, 장 준 수°

Body Shape Analysis Method Using Front and Rear 3D Scan Images of Human Body

Woosu Choi*, Jun-Su Jang°

요 약

본 연구에서는 체형의 3차원 분석을 위해서 인체의 전면과 후면 스캔 영상을 정합하고 둘레 길이를 추정하는 방법을 제안한다. 카메라 화각의 제한으로 인하여 두 스캔 영상 사이에는 공통적인 부분이 존재하지 않을 수 있으며, 이러한 조건에서 재현성 높은 정합 방법은 핵심적인 요소이다. 신체표면에 부착된 구형 마커를 검출하고 마커를 이루는 포인트 클라우드의 평균 좌표를 기반으로 두 영상을 정합한다. 이후 제안하는 구형 마커 중심점 추정 알고리즘을 적용하여 보다 정밀한 마커의 중심점을 추정함으로써 정합 정확도를 높인다. 정합이 완료되면 결측된 영역의 포인트 클라우드를 2차 다항식 곡선 추정을 통하여 보간하고 둘레 길이를 계산한다. 50쌍의 전면과 후면 스캔 실험으로 제안한 알고리즘의 우수성을 보인다.

Key Words : Depth Camera, Marker Detection, Spherical Center Estimation, 3D body shape, Kinect

ABSTRACT

In this study, we propose a method of aligning the front and rear scan images of the human body and estimating the circumference for 3D body shape analysis. Due to the limitation of the camera view angle, there may not be a common part between the two scan images. Under these conditions, a highly repeatable aligning method is an important factor. First, the spherical markers attached to the body surface is detected and the two scan images is aligned using the average coordinates of the point clouds forming the marker. Then, the proposed spherical center point estimation algorithm is applied for improving the accuracy of the alignment. After alignment process, the point cloud of the missing area is interpolated through the 2nd order polynomial curve estimation and the circumference is calculated. 50 pairs of front and rear scan experiments show the superiority of the proposed algorithm.

I. 서 론

최근 3D 카메라 산업이 발달하고, 고성능의 3D 카

메라를 저렴한 가격에 구매할 수 있게 됨으로써 게임, 가상현실(VR) 증강현실(AR), 자율주행 자동차 등의 다양한 산업 영역에서 3D 카메라 활용이 증가하고 있

* 본 연구는 한국한의학연구원 자세 진단을 위한 3차원 체형 분석 고도화 및 생체역학 분석 기술 개발 (K18741) 과제의 지원을 받아 수행되었습니다.

• First Author : (ORCID:0000-0003-3924-8225)Korea Institute of Oriental Medicine, harrius@kiom.re.kr, 정회원

° Corresponding Author : (ORCID:0000-0002-7639-5884)Korea Institute of Oriental Medicine, junsu.jang@kiom.re.kr, 정회원

논문번호 : 201809-270-C-RU, Received September 6, 2018; Revised October 5, 2018; Accepted October 5, 2018

다. 특히 Microsoft 사에서는 Kinect라는 이름으로 지속적인 제품 출시와 함께 소프트웨어 개발 키트 (Software Development Kit)의 업데이트를 제공함으로써 다양한 분야에서 쉽게 적용할 수 있도록 개발 환경도 제공하고 있으며, 그로 인해 Kinect를 활용한 연구도 지속적으로 증가하고 있다^[1].

의료영역에서도 깊이 카메라의 활용은 증가하고 있는 추세이다. 뇌졸중 재활 환자의 신체능력 평가^[2,3], 노인 사고 예방^[4], 등의 연구가 주를 이루고 있으며, 서양의학 뿐만 아니라 한의학계에서도 복부 진단 장치에 적용하고자 하는 연구가 있었다^[5]. 최근에는 모아레(Moire) 방식의 체형 분석 방법을 대체할 방법으로 깊이 카메라의 활용이 새롭게 대두되고 있다^[6]. 깊이 카메라를 이용한 체형 분석 방법은 체형 스캔 방법이 간단하며, 기존의 모아레 방식과는 달리 거리 정보가 수치화 되어 저장이 되기 때문에 보다 정확한 측정이 가능하다는 장점이 있다. 그러나 3차원 스캔을 위해서는 깊이 카메라와 측정 물체 사이에 충분한 거리가 확보되어야 하며, 특히 한쪽 면이 아닌, 360° 전체 표면을 스캔을 할 때에는 카메라가 일정 거리를 유지한 상태로 주변을 돌면서 물체를 스캔하기 때문에 시스템의 부피가 커질 수밖에 없다^{[7][8]}. 또한 모터가 달린 기구를 추가로 설치하거나 혹은 사람이 카메라를 직접 이동시켜야하기 때문에 동 잡음, 조명 환경에 따른 색상 변화 등의 문제가 포함될 수 있다. 이처럼 깊이 카메라를 활용한 체형 스캔 기술은 현재까지는 많은 공간을 차지할 뿐만 아니라 환경 세팅에 들어가는 비용 또한 일반적인 로컬 한의원이나 병원에서 감당하기에는 다소 많이 발생한다는 문제가 있었다. 여러 대의 카메라로 다른 시점에서 동시에 촬영하여 정합하는 방법을 대안으로 제시한 연구도 있었으나^[9] 이 역시 많은 공간을 차지하는 동시에 다수의 카메라 구입으로 인한 추가 비용이 발생할 수밖에 없었다.

고가의 전문 스캔 장비가 활용되기 어려운 체형관리 등의 응용 분야에서는 기존의 2차원 측정과 유사한 환경이 적합하다. 즉, 카메라와 피험자가 고정된 상태로 전면, 후면, 혹은 측면의 단일 촬영을 한 후 분석하는 환경이 현실적이다. 카메라 구동부나 다수의 카메라가 필요하지 않다는 장점이 있지만, 제한된 숫자의 단일 촬영 영상들을 정합하여 3차원 재구성을 하는데 어려움이 따른다. 특히 전면과 후면의 2개 스캔 사이에서는 공통적으로 겹치는 부분이 거의 존재하지 않는다. 즉, 전면 및 후면의 스캔 쌍 안에서는 특징점 대응관계를 찾을 수 없으므로 정합을 위한 특별한 설정이 필요하다. 본 연구에서는 사전에 크기를 알

고 있는 3차원 구형 마커를 활용하여 정합 문제를 해결하고자 한다.

Kinect와 같은 저가의 깊이 카메라를 이용하여 3차원 측정을 할 때 스캔 오차에 대한 고려는 필수적이다. 피측정 물체의 가장자리에서는 쉽게 결측이 생길 수 있으며, 스캔 오차로 인하여 뒤의 배경 색상이 피측정 물체의 색상으로 측정되기도 한다. 영상의 엣지 영역의 스캔오차를 줄이기 위하여 깊이 지도 업샘플링 방법^[10], 경계 방향에 따라 영역을 구분하여 손상 데이터를 복구하는 방법^[11] 등의 다양한 연구가 진행되어 왔으나, 근본적인 해결방법이 되지는 못했다. 즉, 원하는 마커 영역의 위치를 검출하거나 혹은 색상의 대푯값을 추출하는데 있어서 어려움이 존재하므로 이를 해결할 수 있는 강인한 알고리즘이 필요하다.

본 논문에서는 측정 대상의 전면과 후면에서 스캔된 3D 영상만으로 체형을 360° 스캔을 모사하는 방법을 제안한다. 구형 마커를 색상 기반으로 검출하여, 각각의 마커 중심 좌표를 이용하여 두 영상을 정합하는 알고리즘과, 정합된 영상에서 결측된 영역의 데이터를 보간하는 알고리즘을 소개하고, 실제 사람이 측정된 값과의 단면 둘레 길이의 평균과 표준편차 비교를 통해 알고리즘의 정확성과 재현성을 검증한다.

II. 본 론

이 장에서는 두개의 다른 시점에서 스캔된 동일 대상의 3차원 체형 영상을 정합하고, 체형 정보를 계산하는 방법과 그 과정에 대한 전체적인 알고리즘을 소

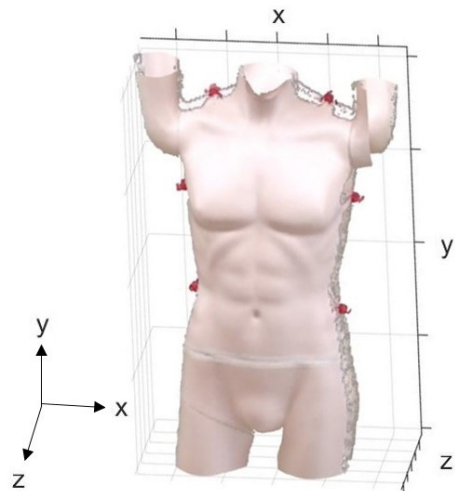


그림 1. Point cloud 좌표계 정의
Fig. 1. Definition of point cloud coordinate system

개한다.

두 영상을 정합하는 과정으로 좌표계 동기화를 위한 3차원 구형 마커의 영역의 PC(Point cloud)를 검출하고 그 중심점을 추정한다. 추정된 기준 마커 위치 정보를 기반으로 두 시점의 3D 영상을 정합한 이후 연결이 되는 경계 영역을 보간함으로써 정합을 완료한다. 최종적으로 정합된 데이터로부터 동일한 영역의 둘레 길이를 계산하여 값의 표준편차를 비교하고 실제 360° 스캔된 데이터와 비교함으로써 정합 알고리즘의 성능을 검증한다. 본 논문에서 사용하는 PC의 좌표계는 그림 1과 같이 정의한다.

2.1 구형 마커 영역 검출

3차원 영상에서 색상 검출을 통해 마커를 검출하는 것은 2차원보다 하나 이상의 단계가 추가로 포함된다. 2차원에서는 색상 검출을 통해 x, y축 방향 영역을 설정하고, 군집화를 통해 최종적으로 마커를 검출한다면, 3차원에서는 먼저 조건에 맞는 색상을 검출하고, 그 색상이 위치하고 있는 3차원 공간상의 점들을 찾아서 군집화를 함으로써 최종적으로 마커를 검출하게 된다. 따라서 효율적인 데이터 처리를 위해 사전 정보로 활용하여 색상을 검출할 마커 후보 영역의 크기를 한정시키고, 피부의 색과 확연히 구별되는 색상의 마커를 사용함으로써 간단한 데이터 처리만으로도 검출이 가능하게 설정한다.

그림 2.(a)와 같이 마커와 함께 스캔된 체형 영상이 입력되었을 때, 마커의 색상 검출은 사람이 색을 구별하는 방식과 가장 유사하게 표현되는 CIE $L^*a^*b^*$ ^[12] 형식으로 변환된 색상 값에서 임계값을 설정함으로써 이루어진다. 그림 2.(b)는 색상의 임계값 설정을 통해 검출된 마커 영역을 보여준다.

전체 마커 후보 영역의 PC가 확정되면, 각각의 개별 마커 영역으로 분리 및 군집화를 한다. 그림 2.(b)와 같이 신체의 측면을 따라 좌우 대칭 형태로 부착된 N개의 마커 군집을 각각의 개별 마커 영역으로 재정의할 때, 먼저 x축 값을 입력데이터로 K-means 알고리즘^[13]을 적용하여 좌측과 우측, 두 개의 영역으로 분리하여 각각 영역에 N/2개의 마커 군집이 포함되게 한다. 각 영역에 포함된 N/2개의 마커 군집은 y축 값을 입력 데이터로 다시 K-means 알고리즘을 적용하여 N/2개의 개별 마커로 군집화 하고, 각 군집 별 y축 값의 값을 평균하여 오름차순으로 정렬한다. 각각의 영역에서 정렬된 마커 군집은 그림 2.(c)와 같이 나타나며, [좌상, 우상, ... , 좌하, 우하] 순서로 1번부터 N번 마커로 정의한다.

2.2 구형 마커 중심점 추정을 통한 정합 알고리즘

마커 표면에 해당하는 PC가 추출되면 이들 점들로부터 구형 마커의 중심점을 추정한다. 특정 시점(view point)에서 얻어지는 마커 표면의 PC는 구의 일부에 지나지 않고, 특히 Kinect 와 같은 저가의 스캔 장비의 경우 구 표면의 극히 일부 영역만 측정되며, 주변에 잡음도 많이 발생하는 것이 일반적이다. 또한, 본 연구에서 설정한 환경은 서로 다른 두 시점에서 스캔한 점들 사이에 공통적인 부분이 전혀 존재하지 않을 수 있으므로, ICP(Iterative Closest Point)^{[14][15]} 등과 같은 널리 활용되는 정합 알고리즘을 활용할 수도 없다. 따라서 사전에 알고 있는 구형 마커의 반지름 정보를 활용하여 공통적인 부분이 존재하지 않는 구형 마커 스캔 쌍(pair)을 정합할 수 있는 알고리즘을 제안한다.

구형 마커의 중심점 추정을 통한 두 스캔의 정합 알

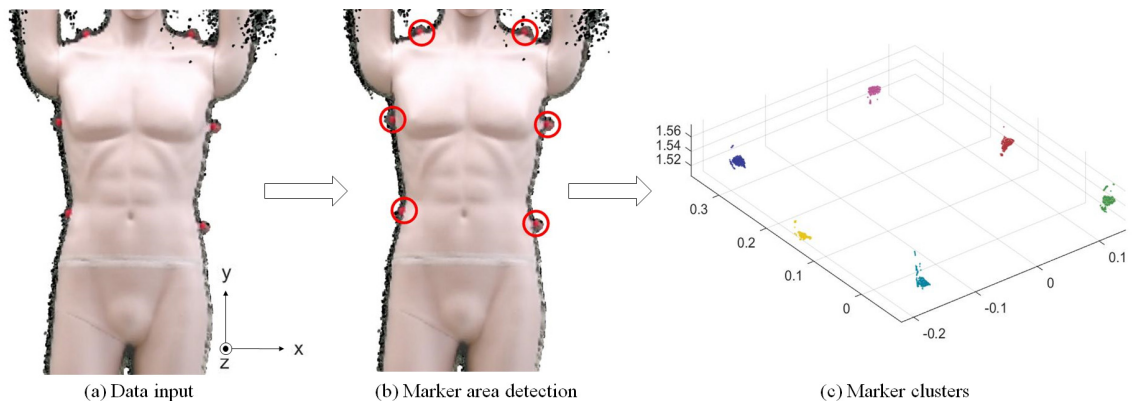


그림 2. 마커 영역 검출 알고리즘 순서도
Fig. 2. Marker area detection algorithm flowchart

고리즘의 의사코드(pseudocode)를 아래에 정리하였다.

• Input :
 Given a pair of scans (s_1, s_2) ,
 Both scans commonly include N colored spherical markers with a known radius R

• Initialize :
 Obtain point cloud pairs of corresponding markers
 $(pc_1^{s_1}, pc_1^{s_2}), \dots, (pc_N^{s_1}, pc_N^{s_2})$
 Compute an initial estimate of marker center pairs
 $(mc_1^{s_1}, mc_1^{s_2}), \dots, (mc_N^{s_1}, mc_N^{s_2})$
 Compute an initial rigid transformation T_0 using the estimated marker center pairs

• for $k = 1, 2, \dots, K$
 Transform s_2 by applying T_{k-1}
for $n = 1, 2, \dots, N$
 1. Obtain a candidate point cloud pair by rejecting outlier points $(pc_n^{s_1}, pc_n^{s_2}) \rightarrow (cpc_n^{s_1}, cpc_n^{s_2})$
 2. Estimate a marker center pair $(mc_n^{s_1}, mc_n^{s_2})$ from $(cpc_n^{s_1}, cpc_n^{s_2})$
end
 Estimate a rigid transform T using N pairs of

$(mc_n^{s_1}, mc_n^{s_2})$
 $T_k = T \cdot T_{k-1}$
if $|T_k - T_{k-1}| < \epsilon$ **then**
break
end
end
• Output :
 Transformation T_k , which maps s_2 to s_1 coordinate

서로 다른 시점(인체의 전면, 후면)의 스캔 쌍을 (s_1, s_2) 라고 하면, 각각의 스캔에는 N 개의 구형 마커가 관측된다고 가정한다. 구형 마커는 편의상 인체 표면 색상과 쉽게 구별이 되는 색으로 설정하면 앞 절에서 설명한 구형 마커를 이루는 후보 스캔점 집합을 찾을 수 있다. 동일한 마커의 서로 다른 면이 두 스캔에서 관측될 것인데, 이 PC쌍을 $(pc_n^{s_1}, pc_n^{s_2}), n = 1, \dots, N$ 라 한다. 각 마커 쌍의 중심점 초기값을 $(mc_n^{s_1}, mc_n^{s_2})$ 라고 하면, 이는 단순히 특정 스캔에서 각 마커를 이루는 PC의 좌표 평균값으로 설정할 수 있다. 이때 PC는 구형 마커 일부 표면 점과 노이즈 점들이 포함될 수 있으며, 따라서 평균값은 실제 마커 중심과는 오차가 클 것이다.

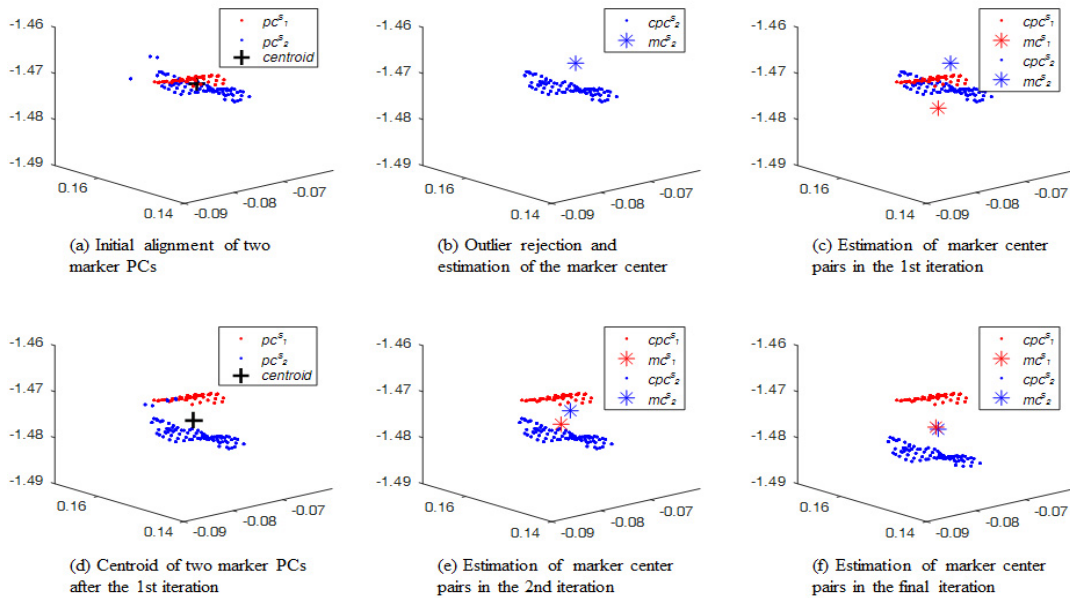


그림 3. 반복적인 구형 마커 중심점 추정을 이용한 제안된 정합 알고리즘 동작 예시
 Fig. 3. Working example of the proposed alignment algorithm using an iterative sphere marker center estimation

중심점 초기값을 이용하여 강제변환(rigid transformation) T_0 를 구한다. 즉, N 개의 중심점 초기 값 쌍을 이용하여, s_2 를 s_1 기준좌표계로 강제변환하는 T_0 를 SVD(singular value decomposition) 방법에 의해 구할 수 있다. 이를 통하여 두 스캔의 초기 정합이 이루어지며, 단순 평균점들을 활용한 정합이므로 오차는 클 것이다. 따라서 크기를 알고 있는 구형 마커 정보를 활용하여 더욱 정확한 정합을 하는 방법이 필요하다.

초기 정합된 상태에서 각 마커를 이루는 PC에서 이상치 제거를 실시한다. 그림 3.(a)는 초기 정합된 상태의 구형 마커 PC와 단순 평균점(centroid)을 보여준다. 평균점을 초기 마커 중심 추정치로 간주하고, 현재 추정된 구형 마커의 중심에서 미리 알고 있는 구의 반지름 R 에 적절한 margin을 더한 거리 밖의 점들을 제거함으로써 노이즈 점들을 제거할 수 있다. $(pc_n^{s_1}, pc_n^{s_2})$ 로부터 이상치가 제거된 PC 쌍인 $(cpc_n^{s_1}, cpc_n^{s_2})$ 를 얻은 후, 이로부터 새로운 구형 마커 중심점 쌍 $(mc_n^{s_1}, mc_n^{s_2})$ 을 추정한다. 이상치가 제거된 PC로부터 구형 마커의 중심을 추정하는 방법은 비선형 최소자승법을 활용한다^[6]. 구형 마커 중심을 추정할 때에도 초기치가 필요한데, 앞서 계산한 centroid는 좋은 초기치가 될 수 있다. 그림 3.(b)에 centroid에서 적정 거리 이상의 점들을 제거하고, 이들 점들을 이용한 마커 중심점 추정을 한 결과를 도시하였다. 그림 3.(a)의 표시된 푸른색 점에 비해 이상치가 제거된 점들만이 그림 3.(b)에 남아 있고, 추정된 마커 중심점은 푸른색 별표로 표시하였다. 그림 3.(c)는 추정된 구형 마커 중심점 쌍을 보여준다. 아직 첫 번째 반복과정(iteration)이므로 대응하는 마커 중심점들의 위치 차이가 크다.

모든 마커에 대해서 이 과정을 완료하면 N 개의 구형 마커 중심점 쌍을 이용하여 새로운 강제변환 T 를 계산할 수 있다. 그림 3.(d)는 첫 번째 반복과정 후 강제변환을 적용한 결과를 보여준다. 그림 3.(a)보다 centroid가 실제 마커 중심점과 유사한 위치로 왔음을 확인할 수 있다.

반복을 통하여 위 과정을 되풀이 하면서, 노이즈 점들이 배제되는 강인한 추정을 가능하게 한다. k 번째 반복 루프에서 계산되는 강제변환은 $T_k = T \cdot T_{k-1}$ 로 계산할 수 있다. 반복은 최대반복 회수에 도달하거나 강제변환 업데이트가 충분히 작을 때, 즉 $|T_k - T_{k-1}| < \epsilon$ 를 만족하면 중단하고, 현재 T_k 를 적

용하여 s_2 를 s_1 기준좌표계로 강제변환하면 정합이 마무리 된다. 그림 3.(e)와 그림 3.(f)는 각각 두 번째, 마지막 반복과정에서 추정된 구형 마커 중심점 쌍을 보여주는데, 반복과정이 진행될수록 대응하는 마커 중심점들의 거리가 줄어드는 것을 확인할 수 있다.

2.3 둘레 길이 추정

카메라와 측정물체 모두 고정된 상태에서 전면과 후면 데이터의 측면 부위가 스캔이 되지 않는 것은 카메라 화각의 한계 상 필연적으로 발생할 수밖에 없다. 그림 4는 구형마커 중심점 추정 후 정합된 3차원 체형 영상에서 측면의 데이터가 스캔이 되지 않은 예이다. 이처럼 실제 위치에 해당하는 지점에 PC가 없을 때, 둘레의 길이를 측정하기 위하여 높이 방향으로 M 개의 단면으로 분할한 후 각각의 분할된 영역 별로 미스캔된 영역의 PC를 추정한다.

그림 5.(a)는 정합된 체형을 y 축 방향으로 M 개의 단면으로 나누었을 때의 한 단면을 보여준다. 양 측면의 미스캔된 영역의 주변 데이터를 입력 값으로 대입하여 2차 다항식 곡선 적합(polynomial fitting)으로 각각의 미스캔된 영역의 PC를 추정하여 폐곡면을 형성한다. 마지막으로 폐곡면을 구성하는 각 구간 사이의 유클리디언(Euclidian) 거리를 합산을 통해 둘레의 길이를 계산한다.

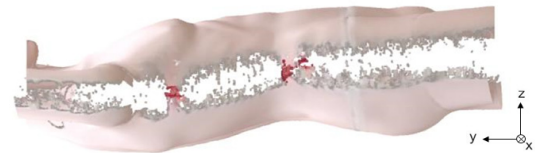
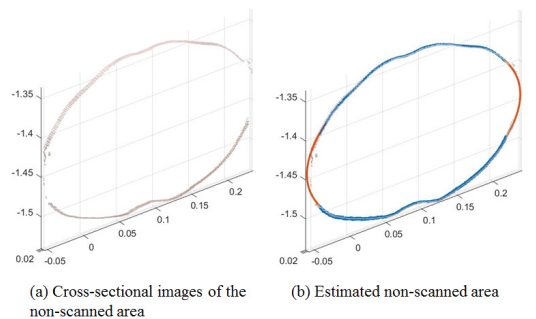


그림 4. 미 스캔된 측면 영역의 예
Fig. 4. Example of a non-scanned side area



(a) Cross-sectional images of the non-scanned area (b) Estimated non-scanned area

그림 5. 체형 영상 단면의 미 스캔된 측면 영역과 추정된 영역
Fig. 5. Non-scanned side area and its estimated area of body image section

III. 실험

알고리즘의 검증은 움직이지 않는 동일한 마네킹의 전면 및 후면 3차원 스캔 데이터 셋을 대상으로 이루어졌다. 이 장에서는 검출된 마커 영역의 PC 좌표를 단순 평균하였을 때와 구형 중심점 검출 알고리즘을 적용하였을 때의 오차를 비교하여 구형 중심점 알고리즘의 유효성 및 재현성을 확인한다. 또한 정합된 영상의 미 스캔 영역을 추정 하는 알고리즘을 적용하여 동일 지점의 단면 둘레길이를 계산한다. 마지막으로 3명의 측정자가 동일한 단면의 둘레 길이를 측정 한 값과 본 논문에서 제시한 알고리즘으로부터 계산된 둘레 길이의 평균과 표준편차를 비교한다.

3.1 데이터 셋

본 논문에서 제안하는 알고리즘의 검증을 위하여 움직이지 않는 동일한 마네킹의 3차원 전면 및 후면을 스캔 데이터 셋을 활용하였다. 전면과 측면 스캔 영상의 정합 기준을 설정하기 위하여 그림 1과 같이 좌, 우측 각각 어깨, 머리, 엉덩이에 총 6개의 붉은색 구형 마커를 부착하였다. 약 1.5m의 간격으로 카메라와 마네킹 모두 움직이지 않는 상태로 고정시킨 뒤 약 5초간 스캔하였으며, 실제 인간 대상으로 촬영 시 발생할 수 있는 상황을 가정하기 위하여 다섯 샘플 당 한 번 씩 마네킹 중심의 Y축 기준으로 $\pm 5^\circ$ 이내로 회전시켜서 스캔 각도를 변경해주었다. 스캔된 전체 데이터 셋은 전면, 후면 각각 50샘플, 총 100 샘플로 구성되었다. 모든 데이터는 Kinect v2 RGB-D 카메라로 3차원 스캔되었고, 미터 당 복셀 수는 512개, 부피 복셀 해상도는 $512*512*512$ 로 고정하였다. 각 샘플 당 PC 수는 약 1,800,000개였다.

3.2 마커 중심점 추정을 이용한 정합 결과

제안한 정합 알고리즘을 50쌍의 전면, 후면 마네킹 스캔 데이터에 적용하였다. 그림 6은 마커 쌍 및 전체 스캔의 정합 결과를 보여준다. 그림 6.(a)는 6쌍의 전면 및 후면 스캔에서의 마커 표면의 PC들이 정합된 결과이다. 모든 정합과정은 s_2 (후면 스캔)을 s_1 (전면 스캔) 기준좌표계로 강제 변환하여 이루어진다. 실제 실험에서 마커는 붉은색을 사용하였으나, 설명의 편의상 전면 스캔에서 마커는 붉은색, 후면 스캔에서 마커는 푸른색으로 도시하였다. 그림 6.(a)에서 보듯이 마커를 이루는 후보 PC들이 노이즈를 많이 포함하고 있으며, 마커 표면의 점들을 전혀 공유하지 않은 두 스캔 데이터에서도 마커 반지름 정보만을 활용하여 정

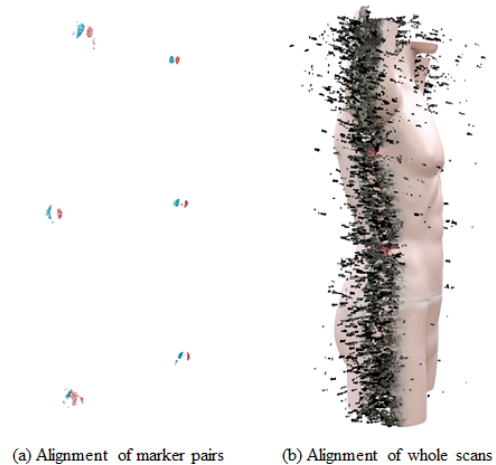


그림 6. 마커 쌍 및 전체 스캔의 정합 결과
Fig. 6. Alignment results of marker pairs and whole scans

합을 성공적으로 수행하였다. 그림 6.(b)는 전체 스캔의 정합 결과를 보여준다. 흑색으로 보이는 점들은 노이즈 점들이며, 붉은색은 마커를 나타내는 PC인데 구 형태를 찾기는 불가능한 수준의 노이즈 환경에서도 제안한 알고리즘은 강인하게 동작하였다.

정합 알고리즘의 우수성을 확인하기 위해서 정합 후 대응하는 마커 중심점들 사이의 유클리디언 위치 오차를 계산하여, 마커 PC의 centroid를 이용한 정합 시와 비교하였다. Centroid를 이용한 정합 시 유클리디언 위치 오차는 평균 3.0mm 였으며, 제안한 방법을 적용하였을 때는 1.8mm 로 줄어드는 것을 확인하였다.

3.3 둘레 길이 추정 실험

정합된 영상에서 둘레 길이는 총 3개 영역에 대하여 추정하였으며, 비교를 위하여 동일한 영역을 실제 사람이 줄자로 측정한 길이를 기록하였다.

그림 7.(a)는 둘레를 측정할 영역을 보여준다. 둘레 길이는 최종 정합된 데이터에서, 가슴과 허리 부분의 마커(1번 및 3번 마커) 사이를 3등분한 지점의 단면을 CS(Cross Section)1, CS2 로 정의하고, 허리부분 마커에서 앞서 3등분한 길이만큼 아래에 위치한 지점의 단면을 CS3이라고 정의한다. 미 스캔된 영역은 x축 기준으로 미 스캔 인접 영역에서부터 중심 사이 거리의 10% 지점까지의 PC를 사용하여 2차 다항식 곡선 접합 방법으로 추정하였다.

총 50개의 정합된 영상에서 측정 한 세 단면의 추정된 둘레 결과를 그림 7.(b)에 나타내었으며, 각 단면에서 알고리즘을 통해 계산된 50개 샘플의 둘레 길이와

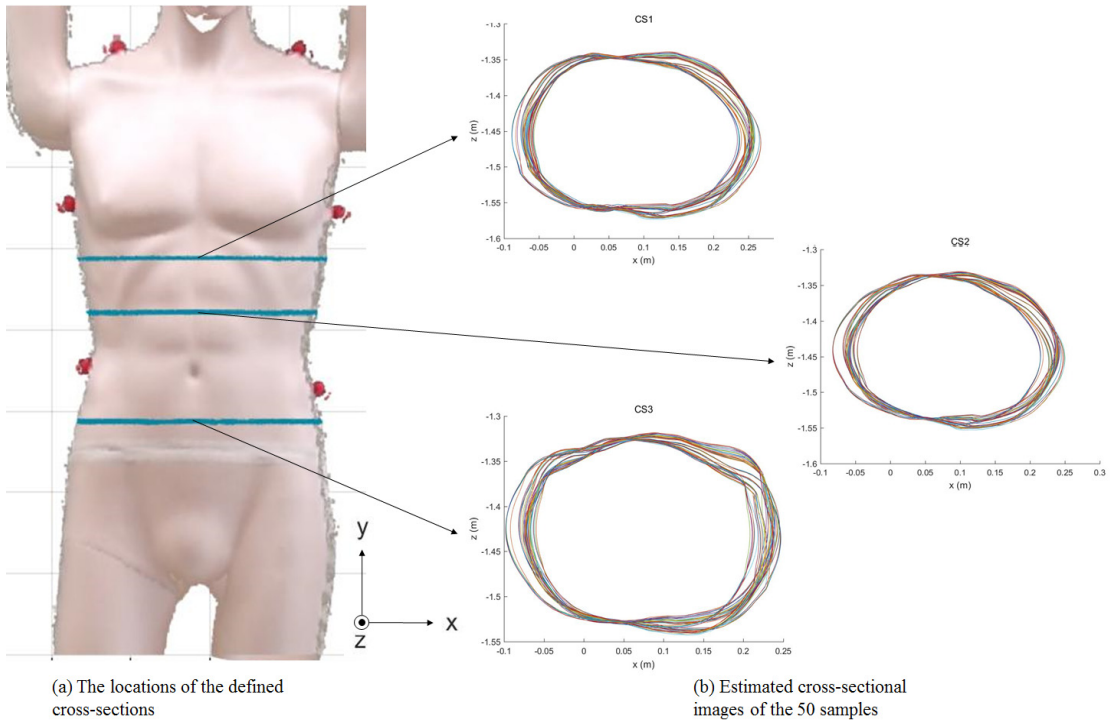


그림 7. 둘레를 계산한 단면의 위치와 각각의 단면에서 추정된 50개 샘플의 둘레
 Fig. 7. The location of the estimated cross-sections and the perimeter of the 50 samples estimated from each cross-section

3명의 측정자가 각 단면을 3회씩 측정했을 때의 평균 및 표준편차는 표 1에 나타내었다. 실제 측정자들이 측정한 값의 평균과 알고리즘을 통해 추정된 둘레 사이에는 약 1~6mm 정도의 오차가 발생하였다. 총 50개의 정합된 데이터의 단면 CS1~3에서 둘레길이를 계산했을 때 표준편차는 각각 4.83mm, 3.51mm, 4.06mm으로 재현성 있게 계산됨을 확인하였으며, 사람이 측정한 값과의 비교에서는 편차가 비슷하게 나

타났던 CS2를 제외하고, CS1과 CS3에서 모두 제안한 알고리즘으로 둘레를 추정할 때에 편차가 적게 나타남을 확인할 수 있었다.

IV. 결 론

본 논문에서는 하나의 깊이 카메라로 촬영된 정면과 측면 영상을 정합하는 방법 및 알고리즘을 제안하였다. 정면과 측면에서 모두 식별이 가능한 위치에 부착된 구형 마커를 검출하여 정면과 후면에서 각각 검출된 각 마커의 centroid 위치를 기반으로 1차적으로 두 영상을 정합하고 이후 구형 마커 중심점 추정 알고리즘을 적용하여 실제 마커의 중심점을 추정함으로써 정합된 영상의 위치를 보정하였다. 실험결과에서는 centroid를 이용한 정합 시 유클리디언 위치 오차는 평균 3.0mm, 제안한 방법을 적용하였을 시 1.8mm로 줄어드는 것을 확인하였다. 두 영상이 정합된 이후에 2차 다항식 곡선 접합을 통해 카메라 화각의 한계로 미스캔된 영역의 PC를 추정함으로써 정합된 영상에서 둘레의 길이를 측정하였다. 정합된 결과의 재현성을 확인하기 위하여 마커의 위치를 기준으로 3개 영역을 설정하였고, 정합된 50개의 샘플을 대상으로 각

표 1. 3개의 기준단면에 대한 사람의 수동 측정값과 제안한 알고리즘이 추정한 값의 평균 및 표준편차
 Table 1. Mean and standard deviation of manual measurements and proposed algorithms for three reference cross-sections

		Manual measurements	Proposed algorithm
CS1	Mean	860.17	864.82
	Std	8.09	4.83
CS2	Mean	778.33	784.40
	Std	3.30	3.51
CS3	Mean	842.67	841.87
	Std	6.58	4.06

Unit : millimeter(mm)

각의 동일한 영역에서 둘레길이를 계산하였을 때 표준편차는 각각 4.83mm, 3.51mm, 4.06mm으로 재현성 있게 계산되었다. 실제 사람이 측정할 결과와 비교하였을 때에도 측정 위치에 따라 편차가 크게 나타났던 실측값 대비 본 논문에서 제안한 알고리즘이 추정된 둘레의 길이 값이 더 우수한 재현성을 나타냄을 확인하였다. 이는 Kinect와 같은 저가의 값이 카메라로 측정된 인체의 전면, 후면 2개 스캔만을 이용한 측정 방법이 줄자 등을 통해 수동으로 측정하는 인체계측을 대체할 수 있음을 말해준다. 특히 카메라가 인체 주변을 이동하면서 스캔하지 않아도 되므로 실용적인 인체계측 방법으로 활용될 수 있을 것이다.

본 논문에서 제시한 알고리즘은 실제 인간 대상이 아닌 마네킹을 대상으로 측정된 데이터를 대상으로 검증이 되었지만, 결과 데이터가 재현성 있게 나타났으며, 실제 인간 대상의 다양한 건강관리, 의료산업 분야에 적용될 수 있는 가능성을 확인할 수 있었다. 제시한 알고리즘 이외에 추가적으로 스캔 영상 경계면에서 발생하는 노이즈의 처리방법이나 미 스캔된 영역의 PC 추정 알고리즘에 대해서 추가적인 보완이 이루어진다면, 더욱더 강인하게 동작하는 시스템이 구현될 수 있을 것이라 기대한다.

References

[1] H. M. Hondori and M. Khademi, "A review on technical and clinical impact of microsoft kinect on physical therapy and rehabilitation," *J. Medical Eng.*, Article ID 846514, 2014.

[2] C. Chang, B. Lange, M. Zhang, and S. Koenig, "Towards pervasive physical rehabilitation using Microsoft Kinect," in *Proc. Int. Conf. PervasiveHealth*, pp. 159-162, San Diego, CA, USA, 2012.

[3] D. Webster and O. Celik, "Systematic review of Kinect applications in elderly care and stroke rehabilitation," *J. Neuroengineering and Rehabilitation*, vol. 11, no. 1, 2014.

[4] O. Stepan, G. Kurillo, F. Ofli, R. Bajcsy, E. Seto, H. Jimison, and M. Pavel, "Accuracy and robustness of Kinect pose estimation in the context of coaching of elderly population," in *Proc. Int. Conf. IEEE EMBC*, pp. 1188-1193, San Diego, CA, USA, 2012.

[5] J. S. Jang, J. Kim, S. H. Lee, and K. H. Kim,

"A study on the development of the abdomen diagnosis devices based on traditional korean medicine," *J. KICS*, vol. 42, no. 7, pp. 1493-1501, 2017.

[6] J. S. Jang, "Development of asymmetry analysis system for 3D human body shape using Kinect camera," in *Proc. Inf. and Control Symp.*, pp. 33-34, Jeonju, Korea, 2017.

[7] H. A. M. Daanen and F. B. Ter Haar, "3D whole body scanners revisited," *Displays*, vol. 34, no. 4, pp. 270-275, 2013.

[8] J. M. Lu and M. J. J. Wang, "Automated anthropometric data collection using 3D whole body scanners," *Expert Systems with Appl.*, vol. 35, no. 1-2, pp. 407-414, 2008.

[9] J. C. K. Chow, K. D. Ang, D. D. Lichti, and W. F. Teskey, "Performance analysis of a low-cost triangulation-based 3D camera: Microsoft Kinect system," *ISPRS Congress*, vol. 39, pp. 175-180, Melbourne, Australia, Sept. 2012.

[10] D. R. Oh, B. T. Oh, and J. Shin, "Up-sampling method of depth map using weighted joint bilateral filter," *J. KICS*, vol. 40, no. 6, pp. 1175-1184. 2015.

[11] W. Kim, J. Shin, and B. T. Oh, "Region-based error concealment of depth map in multiview video," *J. KICS*, vol. 40, no. 12, pp. 2530-2538, 2015.

[12] *CIE. Commission internationale de l'Eclairage proceedings*, Cambridge University Press, 1931.

[13] S. Lloyd, "Least squares quantization in PCM," *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol. 28, no. 2, pp. 129-137, 1982.

[14] Y. Chen and G. Medioni, "Object modelling by registration of multiple range images," *Image Vision Comput.*, vol. 10, no. 3, pp. 145-155, 1992.

[15] P. J. Besl and N. D. McKay, "A method for registration of 3-D shapes," *IEEE Trans. Pattern Anal. and Machine Intell.*, vol. 14, no. 2, pp. 239-256, 1992.

[16] S. J. Ahn, W. Rauh, and H.-J. Warnecke

“Least-squares orthogonal distances fitting of circle, sphere, ellipse, hyperbola, and parabola,” *Pattern Recognition*, vol. 34, no. 12, pp. 2283-2303, 2001.

최 우 수 (Woosu Choi)



2012년 : 한양대학교 응용물리
학과 학사 졸업
2014년 : 광주과학기술원 의료
시스템학과 석사 졸업
<관심분야> 생체신호처리, 영
상처리

장 준 수 (Jun-Su Jang)



1999년 : KAIST 전기 및 전자
공학과 학사 졸업
2001년 : KAIST 전기 및 전자
공학과 석사 졸업
2006년 : KAIST 전기 및 전자
공학과 박사 졸업
<관심분야> 컴퓨터 비전, 패턴

인식, 한의공학