

3차원 스캔 데이터를 이용하여 임의의 신체 치수에 대응하는 인체 형상 모델 생성 방법

장태호*, 백승엽*, 이건우*

Synthesis of Human Body Shape for Given Body Sizes using 3D Body Scan Data

Taeho Jang*, Seungycob Baek* and Kunwoo Lee*

ABSTRACT

In this paper, we suggest the method for constructing parameterized human body model which has any required body sizes from 3D scan data. Because of well developed 3D scan technology, we can get more detailed human body model data which allow to generate precise human model. In this field, there are a lot of research is performed with 3D scan data. But previous researches have some limitations to make human body model. They need too much time to perform hole-filling process or calculate parameterization of model. Even more they missed out verification process. To solve these problems, we used several methods. We first choose proper 125 3D scan data from 5th Korean body size survey of Size Korea according to age, height and weight. We also did post process, feature point setting, RBF interpolation and align, to parameterize human model. Then principal component analysis is adapted to the result of post processed data to obtain dominant shape parameters. These steps allow to reduce process time without loss of accuracy. Finally, we compare these results and statistical data of Size Korea to verify our parameterized human model.

Key words : Parameterization, 3D scan data, Principal component analysis, radial basis interpolation, human body modeling

1. 서 론

인체의 형상은 개인에 따라 크기는 키, 몸무게와 같은 대표적인 신체 치수에서부터 팔꿈치의 길이나 손목둘레 등과 같은 세세한 치수에 이르기까지 서로 상이하나다. 따라서 인간중심적 디자인이나 가상현실, 의류, 게임 등에 있어 원하는 신체 치수를 가지는 인체 형상 모델을 생성하는 것은 매우 중요하다. 고전적인 접근 방식으로 인체 치수를 직접 측정하거나 2차원 사진을 이용하는 연구에서부터 시작하여, 최근에 이르러는 3차원 스캐너가 개발됨에 따라 3차원 모델에 대한 인체 형상의 파라미터화(parameterization)에 이르

기까지 이에 대한 연구들이 활발히 진행되고 있다.

하지만 3차원 스캔이 가능해진 현재의 기술발전에도 불구하고 손쉽게 원하는 치수를 얻을 수 있는 변형 가능한 모델을 생성하는 것은 매우 어려우며, 측정 방식 및 인체 형상 구조에 따른 스캔의 한계점 또한 존재한다.

이러한 스캔의 한계점을 극복하기 위한 템플릿 모델을 이용한 3차원 스캔 데이터 및 다수의 3차원 스캔 데이터를 이용한 파라미터화에 대하여 접근해 보고자 한다. 그리고 더 나아가 파라미터화 한 인체 형상 모델의 유효성 또한 검증해 보고자 한다.

2. 관련 연구

이 절에서는 인체 형상 변형, 3차원 스캔 데이터의 보완기술 및 각 데이터 간의 일대일 대응 설정 등에

*서울대학교 기계항공공학부
- 논문투고일: 2009. 03. 04
- 논문수정일: 2009. 08. 18
- 심사완료일: 2009. 09. 03

관하여 기존에 진행된 연구 성과 및 관련 연구 결과에 대하여 논하고자 한다.

실제 현실의 데이터를 인체 형상 모델링에 이용하는 시도는 얼굴 및 머리 부위에서 먼저 이루어 졌다. De Carlo¹⁾은 기존의 얼굴 치수들을 조합하여 해당 치수들을 가질 수 있는 모든 치수 세트를 생성한 후, 이로부터 원하는 치수를 갖는 최적의 세트를 가진 얼굴을 생성하였다. Blanz와 Vetter²⁾은 두발을 제외한 머리 스캔 데이터들을 이용하여 변형 가능한 얼굴 모델을 제안하였으며, 2차원 사진을 이용한 3차원 형상 또한 도출 하였다.

몸 전체에 대한 경우는 머리 부위가 원동 좌좌계적 복잡하여 파라미터화가 손쉬운 것과 달리 복잡하고 비규칙적인 형상을 가져서 파라미터화가 더 어렵다. 따라서 이를 극복하기 위해 Praun 등³⁾은 각 3차원 스캔 데이터를 구성하는 점 간에 일대일 대응을 설정해주는 방식을 도입하였고, 이를 통해 손쉬운 파라미터화가 가능하게 되었다. 하지만 이러한 기법은 완벽하게 메시(mesh)가 생성되어 있는 모델에서만 가능하다는 단점이 있다. 게다가 실제 3차원 스캔 데이터는 인체 구조 특성상의 겹친 부위나 3차원 스캐너의 측정 각도에 따라 미처 스캔되지 못한 수 많은 부위가 존재하기 때문에 Praun 등의 방식을 사용하는 것이 쉽지 않다.

따라서 홀필링(hole-filling)을 위한 여러 연구가 각각도로 진행되었다. Davis 등⁴⁾의 경우 거리함수를 도입함으로써 홀필링 문제를 해결하였다. Carr 등⁵⁾은 각 면을 음함수로 정의하여 Radial basis function(이하 RBF) 보간해 줌으로써 홀필링을 구현하였으며, Greedy 알고리즘의 도입으로 연산속도를 줄여주었다. 이러한 방식은 머리 윗부분, 팔 표면 같은 볼록한 부위에서는 효과적이지만, 발바닥과 같이 스캔이 잘 이뤄지지 않은 부위뿐만 아니라 치음부터 스캔이 전혀 되지 않은 부위의 경우 불안정한 결과를 나타낸다. 특히 사타구니 부위의 경우 거의 모든 접근방식에서 정확한 홀필링을 구현하지 못하였다. 이러한 홀필링의 한계를 극복하기 위해, Allen 등⁶⁾과 Seo와 Magnenat-Thaniemann⁷⁾은 완벽하게 메시가 짜여진 템플릿 모델(template model)을 사용하여 해부학적 랜드마크를 기준으로 3차원 스캔 데이터에 맞게 변형해주는 방식을 사용하고 있다. 또한 Ben 등⁸⁾은 각 스캔 데이터를 복셀화하는 방식으로 홀필링을 수행하고 있다.

여러 방식을 통해 각 3차원 스캔 데이터를 보완하고 일대일 대응을 확립해준 후, 인체 형상의 파라메터

화 및 해당 데이터들의 압축을 통한 처리시간 단축에 있어서는 주성분분석(principal component analysis)이 가장 널리 사용되고 있다. Allen 등⁹⁾은 250개의 CAESAR 데이터를 주성분분석을 통해 키와 몸무게에 관한 파라미터를 도출하였다. Ben 등¹⁰⁾은 기존 CAESAR 데이터를 주성분분석으로부터 구한 각각의 주성분에 관하여 살펴보고, 각 데이터의 키를 평균화시켜줌으로써 인체 형상의 부피에 관련한 연구를 진행하였다. 그리고 Peng-cheng 등¹¹⁾은 팔, 다리, 몸통과 같이 인체 일부에 대한 대한 파라메터화를 수행하였다.

3. 파라메터화를 위한 선처리 과정

파라메터화를 진행하는데 있어 각 모델의 각 메시의 점 간의 일대일 대응이 핵심적인 역할을 한다. 즉 각 점이 형상에서 손끝이나 발끝과 같이 점간에 차지하는 위치를 일치화하는 것이 중요하다. 따라서 이 절에서는 파라메터화를 하기 위한 각 3차원 스캔 데이터 간의 일대일 대응 설정 및 3차원 스캔을 수행할 당시의 오류 및 3차원 스캔의 한계점 및 결점을 제거하여 파라메터화의 정확성을 높이기 위한 방법을 다루고자 한다.

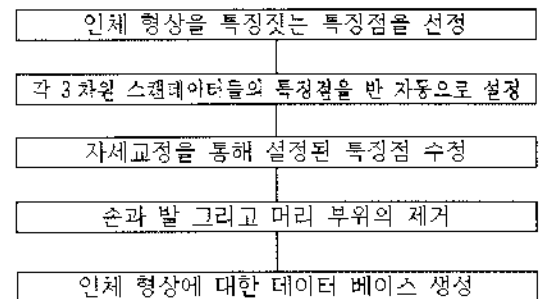


그림 1. 파라메터화를 위한 선처리 과정.

3.1 사이즈 코리아 3차원 스캔 데이터

사용한 3차원 스캔 데이터는 기술 표준원 사이즈 코리아의 5차 인체 치수 조사 사업¹⁰⁾에서 얻어진 것으로 8세 이상의 연령에 대한 총 5,168개의 선신 3차원 스캔 데이터이다. 각각의 3차원 스캔 데이터는 모두 머리카락을 가리기 위한 라텍스 모자를 착용하였고, 남성의 경우 타이트한 슌 팬츠를, 여성의 경우 슌 팬츠 및 스포츠 브라를 착용하였다. 측정은 Cyberwear whole body color 3D scanner가 사용되었고, 각각의 스캔 데이터는 약 150,000여 개의 점과와

250,000여 개의 삼각형 메시로 이루어져 있다. 이렇게 구성된 스캔 데이터는 섭질 및 스캐너의 측정 각도 때문에 메시가 완벽하게 짜여있지 않다.

3.2 데이터 선정

사용한 사이즈 코리아의 3차원 스캔 데이터는 8세 이상인 총 5,168명에 대한 것으로 자기 나이, 몸무게 및 키는 물론 이에 따른 인체 형상이 자기 다르다. 따라서 파라메터화를 수행하는데 있어 나이, 키, 몸무게가 편중된 데이터를 택한다면 한쪽에 치우친 파라메터화가 진행되게 되므로 이들의 고른 분포가 매우 중요하다. 따라서 표 1과 같이 나이, 키, 몸무게에 따라 자기 5개의 그룹으로 데이터를 나누고 각 그룹의 중간 값을 가지는 데이터를 선정하여 총 125개의 3차원 스캔 데이터를 파라메터화에 사용하였다. 이때 그룹을 나누는데 있어 단순히 각 그룹간의 구간의 크기를 동일하게 하지 않고 표 2와 같이 나이, 키, 몸무게의 퍼센타일 분포에 따라 구간의 크기를 설정해 주어 보다 보편적인 인체 형상을 반영하는 데이터베이스를 만들어 주었다.

표 1. 남성의 나이에 따른 몸무게 분포

몸무게 %tile	나이						
	6~10	11~15	16~20	21~25	26~40	41~59	60~
5	22	31	50	56	53	55	50
10	24	34	53	58	57	57	52
25	27	41	59	63	63	60	55
50	30	51	64	68	69	69	64
75	37	60	72	75	77	75	71
90	43	71	82	82	85	81	76
95	46	78	88	85	90	85	78

표 2. 나이, 키, 몸무게에 따른 퍼센타일 분포

11 ~ 15					Male			
height(mm)		1390 ~ 1446			1694 ~ 1732			
weight(kg)	scan ID	age	height	weight	scan ID	age	height	weight
32 ~ 38	535	11	1444	38
38 ~ 46	1768	11	1433	44.7	3692	15	1710	45
46 ~ 55	1806	11	1443	46.3	1451	15	1703	53
55 ~ 65	1992	11	1446	56.5	521	15	1712	60
65 ~ 74	1483	14	1694	70

41 ~ 59					Male			
height(mm)		1589 ~ 1615			1726 ~ 1757			
weight(kg)	scan ID	age	height	weight	scan ID	age	height	weight
56 ~ 60	557	56	1599	57	4163	47	1753	60
60 ~ 66	407	58	1605	63.3	3499	49	1745	65
66 ~ 72	1188	59	1610	67.6	3875	44	1732	71.5
72 ~ 78	1201	57	1592	73.7	2931	42	1746	74.9
78 ~ 83	2927	55	1735	79.8

3.3 템플릿 모델

3차원 스캔 데이터들은 그림 1과 같이 귀, 겨드랑이, 팔 안쪽, 사타구니, 다리 안쪽 그리고 발바닥과 같이 스캔 시 인체 형상 구조상 스캔이 잘 되지 않는 부위와 스캔 자체가 애초에 되지 않는 부위 등이 존재한다. 따라서 수많은 홀이 존재하게 되며, 올바른 파라메터화를 위하여 이를 토폴링 혹은 제거해 줄 필요가 있다. 이를 해결하기 위해 완벽하게 메시가 생성되어 있는 템플릿 모델을 사용하였다. 사용한 템플릿 모델의 형상은 그림 2와 같으며 점의 수는 13,565개이고 삼각형 메시의 수는 27,126개로, 사이즈 코리아의 3차원 스캔 데이터의 점과 삼각형 메시의 수가 약 150,000여 개 및 250,000여 개인 것에 비해 월등적 으면서도 인체 형상을 충분히 반영하고 있다.



그림 2. 개인정보 유출을 막기 위한 얼굴 부위가 제거된 모습 (좌), 스캔이 제대로 이루어지지 않았거나 애초에 이루어지지 않은 부위(우).

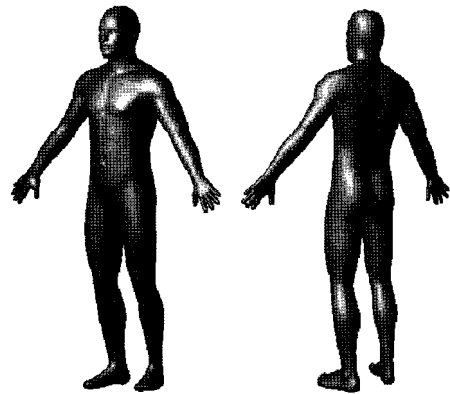


그림 3. 템플릿 모델.

3.4 손, 발 그리고 머리부위의 제거

인체에서 손, 발 그리고 머리 부위는 해당 인체가 가지는 키, 몸무게 나이 등 신체 특성과 크게 상관관계를 가지지 않으면서도 가장 복잡한 형상을 띄고 있다. 특히 손의 경우 손가락 사이는 스캔이 잘 되지 않으며, 발의 경우는 발바닥 자체가 애초에 스캔이 되지

않는다. 또한 머리 부위의 경우 뒷바퀴 부분에 있어 분체점을 가지고 있다. 이러한 특성 때문에 인체 형상을 결정짓는 파라미터를 도출하는데 있어 해당 형상들이 노이즈 역할을 하게 된다. 따라서 보다 정확한 파라미터화를 진행하기 위하여 손, 발 그리고 머리 부위를 각각 제거해 주었다.

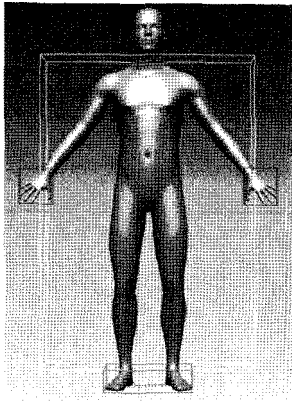


그림 4. 손, 발, 머리 부위의 제거.

3.5 특징점 정의

각 3차원 스캔 데이터 간의 일대일 대응을 설정하기 위해 스캔 데이터의 모든 점 간의 대응관계를 설정해 주는 것은 매우 많은 시간 및 연산이 필요하다. 또한 각 스캔 데이터들은 국부적 가리기 위한 혹은 스포츠 브라에 의해 인체형상과는 전혀 무관한 형상을 가지고 있으며, 특히 옷의 주름과 같은 굴곡은 인체형상 모델링에 있어 노이즈 역할을 하게 된다. 따라서 일대일 대응시의 연산 시간을 줄이고 노이즈를 줄이기 위해 기존에 사이즈코리아에서 피 측정자를 스캔

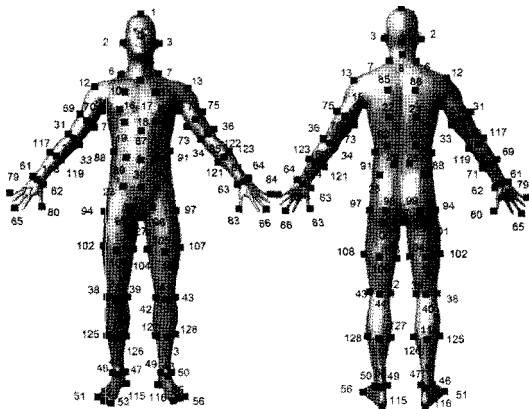


그림 5. 인체 형상을 대표하는 특징점 정의.

할 때 설정해둔 66개의 특징점 외에 그림 3과 같이 62개의 점을 추가하여 총 128개의 특징점을 정의하여 주었다. 이는 기존에 정의된 66개의 특징점으로는 인체 치수를 반영하기에는 충분하나 인체 형상을 대표하기에 무리가 있기 때문이다. 이 후 이를 기준으로 템플릿 모델을 변형시켜 원하는 인체 형상을 생성해 주었고, 이의 결과는 그림 9와 같이 짐 대 짐 혹은 메쉬 대 메쉬 간의 비교에서도 양자간의 차이가 거의 없음을 살펴 볼 수 있다.

3.6 스캔 데이터의 자세 수정

파라미터화에 사용되는 3차원 스캔 데이터의 자세의 일관성은 각 모델 간의 일대일 대응 설정에 있어 매우 중요하다. 하지만 실제로 피 측정자를 스캔 하는 과정에서 그림 6과 같이 각 모델마다 자세가 약간씩 혹은 크게 다름에서 기인한 관상면(coronal), 수평면(transverse), 시상면(sagittal plane)에서의 기울어짐 및 뒤틀림을 살펴 볼 수 있다. 이들은 앞으로 파라미터화에 사용할 주성분분석에 있어서 인체 치수와 무관한 하나의 파라미터로 간주될 가능성을 남기게 됨으로써 인체 치수와 관련없는 노이즈 역할을 하게 되므로 각 모델 간의 자세의 비틀림을 수정해 주어야 한다.

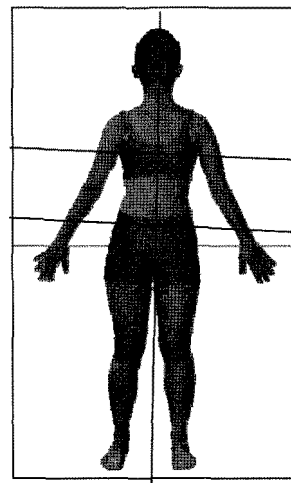


그림 6. 잘못된 자세의 예(관상면).

이를 수정해 주기 위해 하체의 비틀림, 하체와 상체 사이의 비틀림 그리고 상체와 팔 간의 비틀림을 측정해 주었다. 이때 각각의 비틀림을 측정하기 위하여 앞서 3.5절에서 선정된 특징점들을 사용하였다.

하체의 비틀림의 경우 양 발의 발끝(52, 55번)과 발 뒤꿈치(115, 118번)를, 하체와 상체 사이의 비틀림의 경우에는 어깨(12, 13번)와 겨드랑이(71, 73번)를 그리고

상체와 팔 간의 비틀림의 경우는 양 손의 손끝(65. 66번)와 사타구니(27번)를 기준으로 비틀림을 측정해 주었고, 이를 그림 7과 같이 기존의 검은색 특징점들을 문동 중심의 x축 좌표와, 대칭이 되는 특징점들의 평균 y축 좌표를 중심으로 좌우 대칭이 되도록 회전시켜 흰색 특징점들처럼 좌우 대칭이 되도록 수정해 주었다.

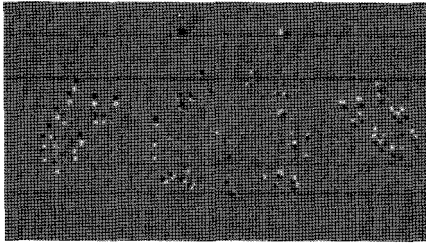


그림 7. 자세 수정 결과.

4. 인체 형상의 파라미터화

본 절에서는 인체 외형을 파라미터화 하기 위하여 3절의 과정을 거친 각 보틀의 수정된 3차원 스캔 데이터들 이용하여 주성분분석을 사용하였다. 이를 통해 도출된 파라미터를 조절함으로써 원하는 인체 형상을 갖는 특징점 분포를 얻을 수 있었으며, 이렇게 재분포된 특징점들을 이용하여 템플릿 모델을 RBF 보간을 통해 변형시켜줌으로써 원하는 보틀을 얻을 수 있었다.

4.1 주성분분석을 통한 인체 형상 데이터 베이스의 파라미터화

주성분분석⁽¹¹⁾은 주어진 데이터베이스에서 해당 데이터베이스가 가지고 있는 경향성을 도출하는데 매우

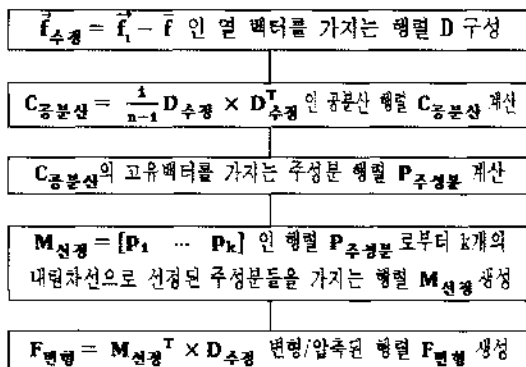


그림 8. 주성분분석의 알고리즘.

유용하다. 또한 데이터 압축에 유용한데 이는 낮은 경향성을 가지는 벡터를 배제하고 높은 경향성을 가지는 벡터들만으로 데이터베이스를 재구성 해주기 때문이다. 이를 위하여 각 3차원 스캔 데이터에 해당하는 특징점의 x, y, z 좌표를 열 벡터 f 로 가지고, 각 행별로는 각 보틀의 같은 위치의 특징점 x, y, z 좌표값을 갖는 최초 데이터베이스 행렬을 가정하였다.

이렇게 얻은 데이터베이스 행렬을 그림 8과 같이 주성분분석을 통해 파라미터화 해주었다.

사용한 3차원 스캔 데이터는 125개이고, 특징점은 128개 이므로, 총 384개의 분산을 얻을 수 있었으나, 내림차순 순으로 32개 이외의 분산은 10^{-6} 이하의 값을 가져 사실상 상관관계가 진무하다고 볼 수 있다. 따라서 행렬 P 에서 32개의 주 벡터만을 선정하여 주었으며, 이를 통해 파라미터화 및 데이터 압축을 수행할 수 있었다.

4.2 RBF 보간을 이용한 인체 형상 생성

RBF 보간⁽¹²⁾은 최근 20여 년간 분산 데이터의 보간 문제를 해결하는데 있어 가장 정확하고 안정적인 방식으로 알려져 왔다. 따라서 3.1절의 3차원 스캔 데이터의 불완전함을 극복하기 위해 도입한 템플릿 모델을 RBF 보간을 사용하여 3.5절에서 정의한 특징점에 맞추어 변형시켜 주었다.

어느 한 점 x 에 대한 다른 모든 점들의 영향력은 거리에 따른 기저함수(basis function) Φ 의 값과 가중치(weight) w 들을 식 (1)과 같이 합산한 $f(x)$ 라고 볼 수 있다.

$$f(x) = \sum_{i=1}^k w_i \phi_i(x-x_i) + p(x)$$

$$\sum w_i = \sum w_i x_i = \sum w_i y_i = \sum w_i z_i = 0 \tag{1}$$

이때 $p(x)$ 는 보간 결과를 보다 정확하게 하기 위한 1차 다항식으로 식 (2)와 같다.

$$p(x) = c_1 x_x + c_2 x_y + c_3 x_z \tag{2}$$

그리고 기저함수 $\Phi_i(\|x-x_i\|)$ 는 거리에 따른 특징점의 영향력을 조절해 주는 역할을 하는데, 주로 Thin-plate, Multi-quadric, Gaussian의 3가지 기저함수들이 보간하는데 있어 주로 쓰인다. 여기서는 보다 부드러운 보간 결과를 얻기 위하여 Gaussian 기저함수를 사용해 주었으며 이는 식 (3)과 같다.

$$\Phi_i(\|x-x_i\|) = e^{-\frac{r^2}{c^2}} \tag{3}$$

여기서 $f(x_i)$ 중 x_i 가 특징적인 경우는 $f(x_i)$ 값을 알고 있으므로, 모든 특징점들을 이용한 연립 방정식들을 행렬로 표현해 주면 식 (4)와 같은 행렬방정식을 얻을 수 있고 각 특징점들 간의 가중치 w_i 를 순서있게 구해 줄 수 있다.

$$\begin{bmatrix} \Phi & P \\ P^T & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w \\ c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} F \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} \phi_{11} & \phi_{12} & \dots & \phi_{1k} & 1 & x_{x_1} & x_{y_1} & x_{z_1} & w_1 \\ \phi_{21} & \phi_{22} & \dots & \phi_{2k} & 1 & x_{x_2} & x_{y_2} & x_{z_2} & w_2 \\ \vdots & \vdots & & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \phi_{k1} & \phi_{k2} & \dots & \phi_{kk} & 1 & x_{x_k} & x_{y_k} & x_{z_k} & w_k \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ x_{x_1} & x_{x_2} & \dots & x_{x_k} & 0 & 0 & 0 & 0 & c_1 \\ x_{y_1} & x_{y_2} & \dots & x_{y_k} & 0 & 0 & 0 & 0 & c_2 \\ x_{z_1} & x_{z_2} & \dots & x_{z_k} & 0 & 0 & 0 & 0 & c_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_1 \\ f_2 \\ \vdots \\ f_k \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (4)$$

이처럼 각 특징점이 가지는 가중치 w_i 를 구하고 나면, 원하는 임의의 점 x 에 관한 $f(x)$ 값을 식 (1)을 통해 구해 줄 수 있다. 따라서 도출된 파라미터를 이용하여 조정해준 특징점을 바탕으로 템플릿 모델을 RBF보간을 통해하여 적절하게 원하는 인체 외형 형상으로 변형시켜 줄 수 있다. 이에 소요되는 시간은 식 (4)에서 볼 수 있듯 선정해준 특징점 및 3차원 스캔데이터의 점 개수에 영향을 크게 받게 되며, 본문에서 사용한 3차원 스캔데이터와 템플릿 모델간에는 약 0.2초 가량이 소요되었다. 또한 이러한 RBF 보간의 유효성을 검증하기 위해 선 대 점 및 면 대 면 비교를 수행하였다. 그림 9와 같이 점 대 점의 경우 기존 3차원 스캔데이터의 검은색 점과 RBF보간을 통해 변형된 인체형상 템플릿 모델의 회색 점을 중첩시켜 서로간의 일치 정도를 살펴보았으며, 면 대 면의 경우 면간의 법선 벡터의 차이를 통해 살펴보았다.

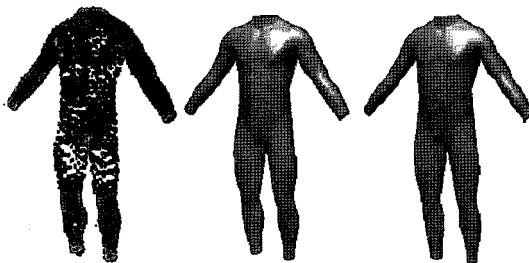


그림 9. 특징점을 기준으로 한 RBF 보간결과 점과 점간의 비교(좌), 면과 면과의 비교(중,우).

특하면 대 면의 경우 3차원 스캔데이터의 형상에 비해 변형된 템플릿 모델이 더 부드럽게 표현되는 것을 살펴 볼 수 있다.

4.3 주성분 분석

앞선 4.1절에서 데이터베이스로부터 도출된 행렬 M의 각 열 벡터의 크기를 수정해 줌으로써 인체 치수를 조절해 줄 수 있는데, 이러한 일련의 과정들은 앞선 그림 8의 과정을 역순으로 수행해 주면 된다. 4.1절에서 행렬M을 분산의 크기의 내림차순으로 재구성해 줌으로써 인체 형상에 크게 영향을 미치는 주성분들을 순서있게 알 수 있는데, 125인의 3차원 스캔 데이터를 이용해 도출해 낸 인체 형상을 특징짓는 주성분은 4.1절에서 구한 32개의 주성분 중 5개로 이들은 각각 다리길이, 키, 상체길이, 몸무게 그리고 어깨너비와 관련이 있었다.

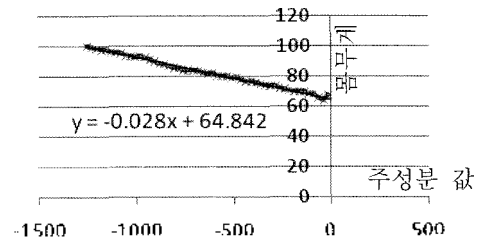


그림 10. 각 주성분의 값과 인체 치수 간의 관계(몸무게).

표 3. 각 주성분과 인체 형상과의 관계식

치수	관계식
다리길이(mm)	PC1 * (-0.0824) + 991.92
키(mm)	PC2 * (-0.2159) + 1722.5
상체길이(mm)	PC3 * (-0.0765) + 846.34
몸무게(kg)	PC4 * (-0.2800) + 64.842
어깨너비(mm)	PC5 * (-0.0827) + 387.36

이러한 주성분과 인체 치수간의 연관관계를 살펴보기 위해 그림 10과 같이 주성분의 값을 변화시켜 주는 동시에 각 신체 치수를 측정하여 주었으며, 이때 치수는 3.4점에서 정의한 특징점을 기준으로 측정을 하였다. 그 결과 각각의 주성분 별로 표 3과 같은 인체 치수와의 관계식을 얻어 낼 수 있었다.

4.3.1 팔다리길이 변화

첫 번째 주성분의 경우는 팔다리의 길이 변화에 관련된 것으로 해당 주 벡터의 크기를 증가시켜 줌으로써 팔다리길이를 늘려 줄 수 있었다. 이때 키의 변화

는 다리길이의 10 cm 증감에 따라 다리길이를 감안했음에도 약 0.5 cm의 오차만을 보였으며 상체길이는 거의 일정함을 볼 수 있다.

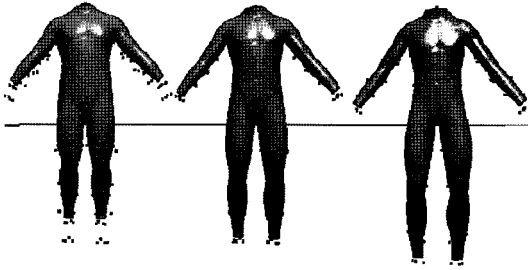


그림 11. 다리길이 (96, 102, 108.5cm)

4.3.2 키 변화

두 번째 주성분의 경우는 키에 관련되어 있으며, 이를 증가시키면 키와 몸무게가 같이 늘어나는 것을 살펴 볼 수 있었다. 따라서 해당 주성분은 몸무게에 독립적인 주성분은 아니며, 해당 키를 가지는 표준 몸무게에 대한 인체 형상을 얻을 수 있다고 볼 수 있다.



그림 12. 키 (170, 175, 180, 185, 190, 195cm)

4.3.3 상체길이 변화

세 번째 주성분은, 이 값을 증가시켜줌에 있어서 다리길이가 상체 길이 10 cm 증가 시 약 1 cm 정도의 보였다. 따라서 4.3.1절의 키와 다리길이와의 관계와 유사하게 키와 상체길이와의 관계임을 알 수 있으며, 키의 변화와 상체길이의 변화가 거의 동일하였다.

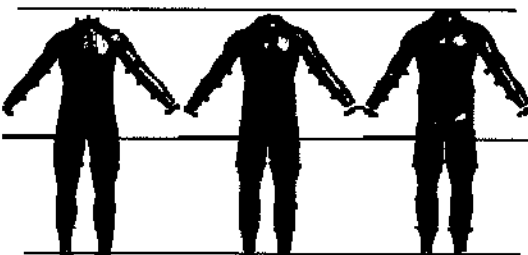


그림 13. 상체길이 (82, 86, 90cm)

4.3.4 몸무게 변화

몸무게에 관련된 네 번째 주성분은 4.3.2절과 마찬가지로 키와 몸무게의 변화를 동시에 수반하였다. 하지만 두 번째 주성분과는 달리 키에 비하여 몸무게가 더 급격하게 변화하였다.

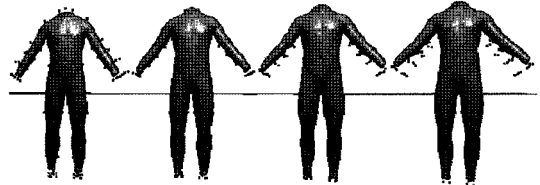


그림 14. 몸무게 (70,80,90, 100kg)

4.3.5 어깨너비 변화

마지막 다섯 번째 주성분의 경우 어깨너비의 변화를 가져왔으며, 어깨너비가 증가함에 따라 키의 변화는 거의 없으나 몸무게의 변화를 수반하였다.

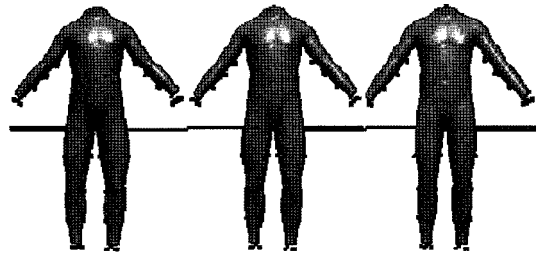


그림 15. 어깨너비 (37,39,41cm)

표 4. 주성분 별 각 평면의 변화 양상

주성분	관상면	시상면	수평면	비고
PC1	팔다리길이	-	둘레 축소	키, 몸무게
PC2	키, 몸무게	키, 몸무게	둘레 증가	키, 몸무게
PC3	상체 길이	-	-	키, 몸무게
PC4	키, 몸무게	키, 몸무게	-	몸무게
PC5	어깨너비	-	-	몸무게

4.3.6 변형 결과 검증

기존의 연구 결과들의 경우, 파라메터화에 대한 연구는 활발이 진행되고 있으나 이에 대한 검증이 미흡한 것이 사실이다. 따라서 4.3절의 주성분분석을 이용한 인체 형상 파라메터화의 유효성을 검증하기 위해 사이즈 코리아의 인체 치수 회귀식과의 비교과정을 수행하였다.

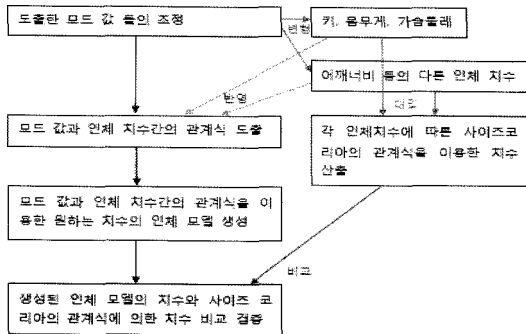


그림 16. 생성한 인체 모델의 검증 과정.

사이즈 코리아의 인체 치수 회귀식과의 비교 과정을 위하여, 3.5에서 정의한 특징점을 이용한 치수들 표 5와 같이 정의해 주었다. 이후 이를 바탕으로 생성된 인체 형상 모델의 치수와 회귀식의 치수를 비교해 준으로써 각 치수 간의 오차를 구해 주었는데 주성분 값 조절을 통한 인체 형상 모델 및 오차 획득에는 약 0.8초가 소요되었다.

오차를 측정된 결과 각 치수의 오차는 대체로 2~7% 이내의 값을 보여 상당히 신뢰성 있는 인체 형상 모델 인을 알 수 있었으나, 몇몇 치수는 10%가 넘는 오차를 보이기도 하였다. 이러한 오차는 사이즈 코리아의 치수 회귀식이 변수로 나이, 키, 가슴둘레만을 가지기 때문이다. 앞선 3, 4선의 방법을 통해 이러

한 치수 외에 다른 값을 변경시켜 줄 경우에는 이 회귀식에 입력한 키, 가슴둘레를 가지지만 어깨너비, 팔길이, 허리 높이 등 사이즈 코리아에서 선정한 표준 모델과 전혀 다른 치수를 가지는 형상 즉, 서로 다른 인체 형상이 되기 때문이다.

Body measurement	Measure (mm)	Error (%)
Shoulder height:	1448.077581	-13.0641%
Shoulder width:	382.25355761	-9.24210%
Chest width:	376.97497558	11.98144%
Chest thickness:	259	8.925319%
Waist thickness:	212	-7.39936%
Back length:	490.9377136	-2.03230%
Waist girth:	842.9536989%	-2.85229%
Hip girth:	945.8592849%	-8.09949%
Scaling factor:	1.002852603	0

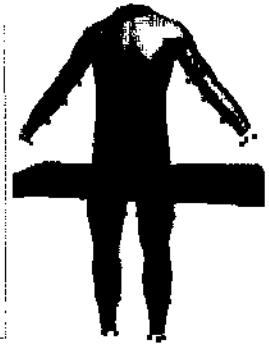


그림 17. 생성한 인체 형상 모델의 오차 측정.

5. 결론 및 향후 연구계획

본 연구에서는 다수의 3차원 인체 스캔 데이터를 이용하여 원하는 신체 치수를 생성하는 파라미터화된 인체 형상 모델을 제안하였다. 이를 위해 3차원 스캔 데이터를 특징점을 정의하고 이들간의 경향성을 주성

표 5. 특징점을 이용한 각 치수 정의

치수	기준점	특징점	비고
어깨높이	어깨절/바닥면	12, 13/	12, 13번 특징점으로부터 발바닥까지 거리
허리높이	허리연결/바닥면	88, 91/	88, 91번 특징점으로부터 발바닥까지 거리
어깨너비	어깨절	12, 13	사이즈코리아의 해당 특징점 좌표의 x축 좌표차 사용
가슴너비	겨드랑점	14, 15	사이즈코리아의 해당 특징점 좌표의 x축 좌표차 사용
깃가슴너비	깃꼭지점	16, 17	사이즈코리아의 해당 특징점 좌표의 x축 좌표차 사용
영덩이너비	영덩이돌출점	98, 99	양 영덩이의 가장 돌출된 부위의 x축 좌표차 사용
가슴둘레	겨드랑점	14, 15	사이즈코리아의 해당 특징점 좌표의 y축 좌표차 사용
영덩이둘레	영덩이돌출점	98, 99	양 영덩이의 가장 돌출된 부위의 y축 좌표차 사용
앞중심길이	목앞점 / 허리앞점	6, 7 / 89, 90	사이즈코리아의 해당 특징점 좌표의 z축 좌표차 사용
등길이	목뒤점 / 허리뒤점	6, 7 / 28, 29	사이즈코리아의 해당 특징점 좌표의 z축 좌표차 사용
팔길이	어깨가쪽점 / 노매위점 / 손목안쪽점	12, 13/59, 60 / 61, 64	사이즈코리아의 해당 특징점 좌표 이용
팔안쪽길이	겨드랑점 / 손목가쪽점	14, 15 / 62, 63	사이즈코리아의 해당 특징점 좌표 이용
영덩이둘레	영덩이돌출점	98, 99	사이즈코리아의 해당 특징점 좌표의 z값에 해당하는 둘레
키	머리마루점/바닥면	1 /	질라넨 손발 및 머리본 스케일링 후 몸통 길이와 합산
가슴둘레	겨드랑점	14, 15	사이즈코리아의 해당 특징점 좌표의 z값에 해당하는 둘레

분분석을 통해 도출하였으며, 도출된 주성분을 이용하여 템플릿 모델을 RBF 보간하여 간단하고 빠르게 원하는 신체 치수를 가지는 인체 형상을 얻을 수 있었다. 또한 이렇게 얻어진 인체 형상의 신체 치수와 사이즈 코리아의 신체치수 회귀식의 결과를 비교함으로써 유효성을 검증하였다.

향후 도출한 주성분을 통합 및 조합하여 보다 많은 신체 치수를 파라미터로 가지는 인체 형상 모델을 제안하고자 하며, 앞서 제안했던 그룹화된 데이터에 대한 개별적인 파라미터화 또한 진행하여 보다 신뢰성 있는 모델을 제안 해 보고자 한다.

감사의 글

이 논문은 2009년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임(No. 2009-0063173).

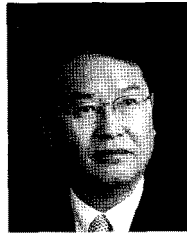
참고문헌

1. DeCarlo, D., Metaxas, D. and Stone, M., "An Anthropometric Face Model Using Variational Techniques", *In Proceedings of ACM SIGGRAPH 98, ACM Press, Computer Graphics Proceedings, Annual Conference Series*, 67-74, 1998.
2. Blanz, V. and Vetter, T., "A Morphable Model for the Synthesis of 3D Faces", *In Proceedings of ACM SIGGRAPH 99, ACM Press/Addison-Wesley Publishing Co., New York, A. Rockwood, Ed, Computer Graphics Proceedings, Annual Conference Series*, 187-194, 1999.
3. Praun, E., Sweldens, W. and Schröder, P., "Consistent Mesh Parameterizations", *In Proc. SIGGRAPH*, 179-184, 2001.
4. Davis, J., Marschner, S. R., Garr, M. and Levoy, M., "Filling Holes in Complex Surfaces using Volumetric Diffusion", *In Proc First International Symposium on 3D Data Processing, Visualization and Transmission*, 2002.
5. Carr, J. C., Beatson, R. K., Cherrie, J. B., Mitchell, T. J., Fright, W. R., Mccalum, B. C. and Evans, T. R., "Reconstruction and Representation of 3D Objects with Radial Basis Functions", *In Proceedings of ACM SIGGRAPH 2001, ACM Press / ACM SIGGRAPH, New York, E. Fiume, Ed., Computer Graphics Proceedings, Annual Conference Series*, 67-76, 2001.
6. Allen, B., Curless, B. and Popović, Z., "The Space of Human Body Shapes: Reconstruction and Parametrisation from Range Scans", *ACM Trans on Graph, ACM SIGGRAPH*, Vol. 22, No. 3, pp. 587-594, 2003.
7. Seo, H. and Magnenat-Thalmann, N., "An Automatic Modeling of Human Bodies from Sizing Parameters", *SIGGRAPH Symposium on Interactive 3D Graphics*, 19-26, 2003.
8. Ben, Z. and Rioux, M., "Characterizing Human Shape Variation using 3D Anthropometric Data", *Visual Comput* 22, 302-314, 2006.
9. Pengcheng, X., Wonsuk, L. and Chang, S., "Analysis of Segmented Human Body Scans", *Graphics Interface Conference, Montréal, Canada, 28-30 May, 2007*.
10. 5th Korean Body Size Survey of Size Korea, <http://sizekorea.kats.go.kr>
11. Smith, L. I., "A Tutorial on Principal Components Analysis", Maintained by Cornell University, 2002.



장 태 호

2007년 서울대학교 기계항공공학부
학사
2007년~현재 서울대학교 기계항공공
학부 석사과정
2008년~2009년 Baylor College of Neuro-
surgery department of Neuro-
surgery 연구원
관심분야: Medical device, CAD,
Human Modeling & Analysis,
Digital Human Model, Bio-
mechanics



이 건 우

1978년 서울대학교 기계공학과 학사
1981년 M.I.T 기계공학과 석사
1984년 M.I.T 기계공학과 박사
1984년~1986년 Univ. of Illinois at
Urbana-Champaign 조교수
1992년~1993년 M.I.T 기계공학과 객
원 부교수
1986년~현재 서울대학교 공과대학 기
계항공공학부 교수
관심분야: CAD, Assembly Modeling,
Multi-resolution Modeling, Rapid
Prototyping, Medical device,
Human Modeling & Analysis



백 승 업

2009년 서울대학교 기계항공공학부
학사
2009년~현재 서울대학교 기계항공공
학부 석사과정
관심분야: Digital Human Model,
Human Modeling & Analysis,
CAD