

# 통계를 이용한 3차원 스캔모델 맞춤 방법

\*진수현, \*\*서혜원

\*\*\*충남대학교 컴퓨터공학과

e-mail:\*jeon.soo.h@gmail.com, \*\*hseo@cnu.ac.kr

## 3D Scan Model Fitting by Using Statistics

\*Soohyun Jeon, \*\*Hyewon Seo

\*\*\*Dept of Computer Engineering, Chungnam National University

### 요 약

3차원 인체 스캐너로부터 얻어진 인체 형상 데이터는 여러 인체에 대한 3차원 평균 모델을 만들어 내는 등의 통계적 분석이나 자세 변경을 위해 필요한 내부 골격 구조와 골격과 피부조직 사이의 관계 등을 계산해내기 어렵다. 또, 이러한 통계적 분석을 위해서는 각 모델 간의 상용 관계가 확립되어야 하지만 스캐너로부터 얻어진 인체 형상 데이터들은 측정 환경이나 대상에 따라 각각이 서로 상이한 기하학적 구조로 이루어져 있다.

본 논문에서는 템플릿 모델을 3차원 인체 형상 데이터에 맞도록 변형함으로써 다수의 인체 형상에 대하여 토폴로지를 일치시키도록 한다. 3차원 인체 데이터에 대해 템플릿 모델이 가장 근사한 형상이 되도록 하는 변형을 자동으로 찾아내기 위해서 표면 위에 정의된 특징점들을 사용한다. 또한, 기존에 찾아둔 특징점군 및 변형정보 데이터가 충분히 많다면 새로운 변형을 계산하는 데 유용하게 사용될 수 있음을 보인다. 이렇게 상용 관계가 확립된 모델들은 삼차원 벡터 공간의 점들의 집합으로 표현 및 통계적 분석이 가능하게 된다.

### 1. 서론

최근 부각되고 있는 3차원 인체 스캐너 장비들의 발달은 인체를 정확하고 빠르게 디지털화할 수 있다는 장점이 있으나, 스캐너로 측정된 인체 스캔 데이터 자체와 산업체에서 요구하는 인체 모델러 사이에는 아직도 상당한 갭이 존재한다. 우선, 스캔 데이터는 관측이 가능한 대상에 대한 측정으로 제한되는 반면, 요구되는 인체 모델러는 여러 인체에 대한 3차원 평균 모델과 같이 측정된 인체 데이터에 대한 다양한 통계적 분석이 가능해야 하므로, 다수의 인체 데이터들을 총괄적이고 체계적으로 처리할 수 있어야 한다. 또한, 산업계에서 유용한 인체 모델러는 각종 테스트 및 실험을 위하여 자세 변경이 가능한 인체 모델을 필요로 하는 반면, 이를 위해 필수적인 내부 골격 구조와 골격과 피부 조직 사이의 관계 등은 표면 데이터 스캔으로는 측정할 수 없는 성질의 것들이다.

스캐너 장비로부터 획득한 3차원 인체 형상 데이터는 측정 환경이나 대상에 따라 각각이 서로 상이한 기하학적 구조로 이루어져 있다. 이러한 3차원 형상 데이터에 대한 총괄적인 통계적 분석이 가능하기 위해서는, 우선 이들 사이에 상용 관계가 확립되어야 한다는 선행 조건이 충족되어야 한다. 다시 말해, 모든 3차원 데이터가 같은 개수의 점들과 이들 사이의 동일한 연결 구조를 가지고 있어야 하며, 동일한 일련번호를 가진 점들은 자신이 속한 인체 모델 상의 특정·동일한 부위에 위치해야 한다. 또한, 스캔한 인체에 대해 자세 변경도 가능하게 하기 위해서는

피부표면 데이터 안에 골격 구조도 포함되어야 하므로, 골격의 구조에 대해서도 비슷한 요구조건이 만족되어야 함을 알 수 있다.

본 논문에서는 템플릿 모델을 3차원 인체형상 각각에 맞도록 변형함으로써 다수의 인체 형상에 대하여 토폴로지를 일치시키도록 한다. 3차원 인체 데이터에 대해 템플릿 모델이 가장 근사한 형상이 되도록 하는 변형을 자동으로 찾아내기 위해서 표면 위에 정의된 특징점들을 사용한다. 또한, 기존에 찾아둔 특징점군 및 변형정보 데이터가 충분히 많다면 새로운 변형을 계산하는 데 유용하게 사용될 수 있음을 보인다. 이렇게 상용 관계가 확립된 모델들은 삼차원 벡터 공간의 점들의 집합으로 표현 및 통계적 분석이 가능하게 된다.

이 후, 본 논문에서는 앞에서 이야기한 스캔 모델에 template 모델을 fitting시키는 방법에 대해 설명한다. 2장에서는 관련연구에 관해서, 3장에서는 스캔 모델과 template 모델의 fitting방법에 관해서 설명한다. 4장에서는 본 논문에서 제안한 방법을 이용한 실험 결과를 제시한 후 5장에서 결론을 맺고 앞으로의 발전 방향에 대해서 설명한다.

### 2. 관련연구

parameter를 사용자로부터 입력으로 받고, 여러 개의 스캔 모델들을 interpolation하여 parameter를 통한 인체모델을 생성하는 [1]의 연구와 3차원 스캔 과정에서의 발생

하는 모델이 찢어지거나 구멍이 생기는 등의 문제점을 고해상도 template 모델을 fitting시킴으로써 스캔 모델을 reconstruct하여 해결하는 [2]의 연구에서 template 모델과 스캔 모델을 fitting하는 내용을 찾아 볼 수 있다.

위의 두 가지 연구 모두 다음과 같은 방법을 이용하여 template 모델과 스캔모델을 fitting하고 있다. 우선 template 모델과 스캔 모델 위에 어깨나 팔꿈치, 명치 등과 같이 인체의 구도를 잡는데 사용되는 특징점들을 feature point로 지정한다. 이 후, template 모델을 skeleton driven deformation을 통해 조금씩 변형시키면서 두 모델 사이에 서로 대응되는 feature point들 간의 오차를 측정하고 이 오차가 최소가 되도록 하는 방향으로 template 모델의 골격을 변환시키는 최적화 방법을 사용하고 있다.

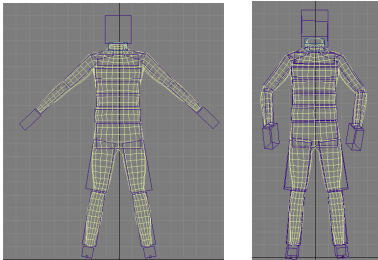
이처럼 기존의 연구에서는 template 모델과 스캔모델을 fitting에 주로 기하학적인 방법을 사용하였지만, 본 논문에서 제안하는 방법은 통계를 이용한 방법으로 위의 연구들과 차이를 보인다.

### 3. 통계를 이용한 fitting

#### 3.1. Template 모델

여러 개의 스캔 모델을 서로 비교하기 위해서는 각 모델마다의 형상정보를 얻은 필요가 있다.

모델에서 형상정보를 얻어내는 방법으로 키, 가슴둘레 등의 수치를 측정하는 방법을 사용할 수 있는데, 각 모델마다 topology가 다르다면 이를 측정하기 위해서 사람이 직접 측정을 해야 한다. 따라서 좀 더 효율적인 측정 및 비교를 위해 각 모델의 topology를 일치시킬 필요가 있고, 이를 위해서 (그림1)과 같은 template 모델을 준비하여 각 스캔 모델에 fitting시킨다. fitting이 완료된 후에는 각 모델이 하나의 template 모델에서 변형된 것이므로 topology가 일치되어있고, 따라서 자동화된 방법 등을 이용하여 좀 더 효율적으로 형상정보를 측정 및 비교가 가능하다.



(그림1) template 모델

#### 3.2 Principal Component Analysis[3]

PCA(Principal Component Analysis)는 어떤 data들을 현재 존재하고 있는 좌표계에서 이와 다른 새로운 좌표계로 옮기는 선형변환이다. 새로운 좌표계는 이 data들을 projection했을 때 가장 큰 분산을 갖도록 하는 축이 첫

번째 축이 되고, 첫 번째 축과 수직이면서 다음으로 큰 분산을 갖도록 하는 축이 두 번째 축이 되는 방식으로 좌표 축이 결정되며 새로운 좌표계의 차원은 기존의 좌표계의 차원과 동일하다. 물론, PCA를 통해 옮겨진 새로운 좌표계에서 기존의 좌표계로 되돌리는 역변환도 가능하다.

고차원의 data들을 PCA를 통해 새로운 좌표계로 옮기게 되면 앞부분의 좌표 값들은 큰 분산을 가지므로 각 data마다의 차이가 크게 나지만, 뒷부분의 좌표 값들은 작은 분산을 가지므로 각 data마다의 차이가 거의 없고 0에 가까운 값으로 나타난다. 이 때, 이 0에 가까운 값들을 0으로 근사하고 기존 좌표계로 되돌리는 역변환을 가하게 되면 원래의 data와 완벽하게 같지는 않지만, 무시할 수 있을 정도의 작은 차이를 보이는 data로 복원 가능하다.

이를 이용하여 고차원의 data를 보다 낮은 차원으로 줄여 data의 이용을 좀 더 효율적으로 할 수 있다.

#### 3.3 Radial Basis Function[4]

RBF(Radial Basis Function)는  $\phi(x) = \phi(\|x\|)$ 와 같이 원점으로부터의 거리만으로 값이 결정되는 함수를 말한다.

RBF는 주로 function approximation에 사용되는데 방법은 다음과 같다.

서로 어떤 1:1 대응관계에 있는 두 data집합 X와 Y가 존재하고 각 집합에 속한 i번째 data를  $x_i, y_i$ 라고 할 때, 이 둘의 관계는 다음 식 (1)과 같이 N개의 RBF의 선형결합으로 표현할 수 있다.

$$y_i = \sum_{j=1}^N w_j \phi(\|x_j - x_i\|) \quad \dots (1)$$

위 식에서 N은 집합 X와 Y가 가진 원소의 수이며  $w$ 는 각 RBF의 가중치가 된다. 여기서 X와 Y사이의 함수를 알아내는데 필요한 미지수는  $w$ 뿐이며 그 수는 N개이다. 그리고 각  $x_i, y_i$ 마다 (1)의 식을 하나씩 세울 수 있으므로 식의 수 또한 N개가 되어 미지수  $w$ 들의 값을 구할 수 있게 된다.

#### 3.4 통계를 이용한 fitting

본 논문에서 제안하는 통계를 이용한 fitting방법은 이미 fitting이 완료된 상태의 스캔 모델과 template 모델들로부터 인체의 feature point와 골격구조 간의 상관관계를 찾아내고 이를 이용하여 새로운 스캔 모델에 template 모델을 fitting하는 방법이다.

따라서 우선 template모델과의 fitting이 완료된 스캔 모델들이 다량 필요하다. 준비된 모델들에서 스캔 모델의 형태를 추출하기 위하여 어깨나 팔꿈치, 명치 등과 같이 인체의 구도를 잡는데 사용되는 특징점들을 feature point로 지정하고 이 점들의 좌표를 추출하여 하나의 고차원 벡터로 저장한다. 또, 해당 모델에 fitting되어있는 template 모델의 형태를 표현하기 위하여 template 모델을

이루고 있는 skeleton들의 위치 및 크기 정보를 추출하여 feature point와 마찬가지로 벡터로 저장한다. 이렇게 추출되어 만들어진 벡터들은 각 스캔 모델을 대표한다.

이 과정에서 추출된 data들의 차원이 매우 높기 때문에 처리하는데 복잡하고 시간이 오래 걸리게 되므로 feature point와 skeleton의 data를 각각 PCA를 이용하여 data의 차원을 줄인다.

이제 스캔 모델의 모습에 따라 template 모델이 어떤 모습이 되어야하는지 두 모델간의 상관관계를 찾아야 하므로 스캔 모델의 모습을 대표하는 feature point data와 template 모델을 모습을 대표하는 skeleton data를 이용하여 RBF를 통한 function approximation을 수행한다. 본 논문에서는 이 과정에서 RBF로 Gaussian 함수를 사용하였다. 이 과정의 결과물로 feature point data를 입력으로 받고 skeleton data를 출력으로 내는 함수를 얻을 수 있다.

이제 새로운 스캔 모델이 주어 졌을 때, 새 모델에도 마찬가지로 feature point를 지정해주고 이 feature point를 앞에서 구한 함수의 입력으로 주어 skeleton data를 얻는다. 이렇게 구해진 skeleton data를 template 모델에 적용 시킴으로써 간단하게 스캔 모델에 template 모델을 fitting시킬 수 있게 된다.

**4. 실험결과**

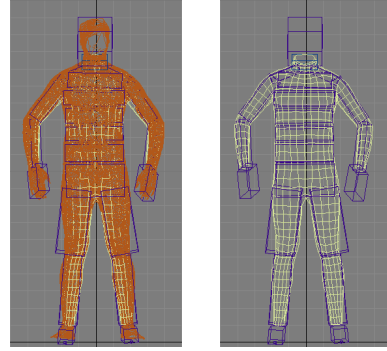
본 시스템은 Intel Pentium 4 CPU 3.06GHz, 1.00GB RAM의 환경에서 구현, 실험되었다. 통계적인 방법을 위해 사용된 미리 fitting된 모델들은 유럽인 성인남성 32명의 스캔 모델이 사용되었으며, feature point는 인체를 좌우 대칭이라고 가정하여 오른쪽 반신에만 24개를 지정하였다.

본 시스템은 미리 fitting되어있는 모델들을 이용하여 feature point data를 skeleton data로 변환하는 함수를 구하는 전처리 부분과 구해진 함수를 이용하여 새로운 스캔 모델에 template 모델을 fitting 시키는 fitting 부분으로 나누어져 있다.

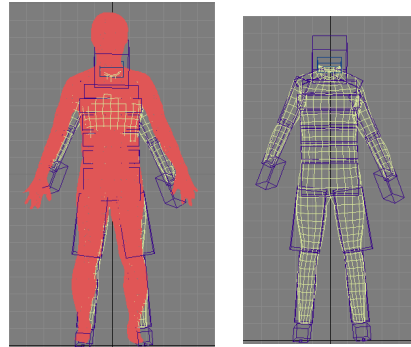
전처리 부분은 각 스캔 모델마다 feature point를 지정해 주는 사람이 직접해야하는 부분이 존재하기는 하지만 속련도에 따라 모델 하나당 10분에서 5분가량의 시간이 걸리고, 이 이후의 부분은 반자동화 되어있어 32개의 모델을 처리하는데 약 5분정도의 처리시간이 필요했다. 또, fitting 부분도 새로운 스캔 모델에 feature point는 앞 단계처럼 수동으로 지정해야하지만, 이 이후의 fitting시키는 부분은 자동화되어있어 2~3초가량의 짧은 시간만을 필요로 하였다.

다음 그림들은 실험에 사용된 모델들의 fitting 결과화면이다. (그림2)의 유럽인 스캔 모델의 경우 전처리 부분에서 사용하였던 모델을 본 시스템을 이용하여 다시 fitting한 것으로 fitting이 매우 잘 되었음을 알 수 있다. (그림3)의 한국인 스캔 모델의 경우 팔이나 머리 부분에서

fitting이 잘 되지 않았음을 볼 수 있다. 이는 통계 추출에 사용한 자료가 유럽인뿐이라서 기본체격이 다른 한국인에게는 잘 맞지 않게 나온 것으로 보인다.



(그림2) 유럽인 스캔 모델에 fitting한 결과



(그림3) 한국인 스캔 모델에 fitting한 결과

**5. 결론 및 향후 계획**

본 논문에서 제시한 통계를 이용한 fitting방법은 전처리 과정에서 미리 fitting되어있는 모델들이 다수 필요하기는 하지만, 충분한 수의 모델들로 전처리 과정을 거친 후 실제 fitting을 수행하는 부분에서는 시간이 별로 들지 않는다는 장점이 있다. 하지만, 새로 fitting되어 나온 모델들을 이전의 통계자료에 추가하여 다음 fitting에 이용하기 위해서는 다시 전처리 과정을 거쳐야하는 단점이 존재한다.

이 외에 현재 구현된 시스템에서는 skeleton data를 추출할 때 translation과 scale 정보만을 취하고 있기 때문에, template 모델을 스캔 모델에 fitting시킬 때 rotation정보, 즉 자세는 fitting이 되지 않고 있어 이 부분은 수동으로 fitting을 해주어야 한다. 이와 관련하여 현재 기하학 정보를 이용하여 자세까지도 자동으로 fitting시키는 방법을 고려중에 있다.

또한 현재까지의 작업에서는 유럽인 스캔 모델을 이용하여 통계 추출을 하였으나, 이를 한국인 스캔 모델을 이용하여 재추출 할 예정이다.

### 감사의 글

한국인 스캔 모델을 제공해주신 서울대학교 기계항공공학부 이건우 교수님 팀과 스캔 모델의 smoothing, 단순화 작업 및 feature point 지정 작업을 해준 충남대학교 컴퓨터공학과 박영에게 감사드린다.

이 논문은 2007년도 정부(과학기술부)의 재원으로 한국과학재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (No. R11-2007-028-02002-0).

### 참고문헌

- [1] H. Seo, N. Magnenat-Thalmann, "An Automatic Modeling of Human Bodies from Sizing Parameters", ACM SIGGRAPH Symposium on Interactive 3D Graphics, ACM Press, pp. 19-26, 2003.
- [2] Allen B., Curless B., and Popovic Z., "The space of human body shapes : reconstruction and parameterization from range scans", ACM Transactions on Graphics (Proceeding of SIGGRAPH 2003), pp.587-594, 2003.
- [3] Wikipedia "[http://en.wikipedia.org/wiki/Principal\\_components\\_analysis](http://en.wikipedia.org/wiki/Principal_components_analysis)".
- [4] Wikipedia "[http://en.wikipedia.org/wiki/Radial\\_basis\\_function](http://en.wikipedia.org/wiki/Radial_basis_function)".