

3차원 의료영상에 기반한 인공고관절 모의시술 시스템 개발 및 새로운 정합도 측정 방법에 관한 연구

김용호* · 김중규* · 최귀원**

성균관대학교 전기전자및컴퓨터공학부*, 한국과학기술연구원 의과학연구센터**
(2000년 1월 17일 접수, 2000년 4월 11일 채택)

A New Fitness Index for Simulated Implantation System of Artificial Hip Joint based on 3D Medical Images

Y.H. Kim*, J.K. Kim*, K. Choi**

School of Electrical and Computer Engineering, Sungkyunkwan University*
Biomedical Research Center, Korea Institute of Science and Technology**

(Received January 17, 2000. Accepted April 11, 2000)

요약 : 본 논문에서는 인공고관절과 환자의 고관절 부위를 각각 3차원 영상화한 후에 이들의 정합도(fitness)를 측정하여 수치적인 정보로 제공함으로써 환자의 체형에 적합한 인공고관절을 선택하고, 더 나아가 정확한 시술방향과 시술깊이를 제공할 수 있는 모의시술시스템을 제시하였다. 이를 위해 region growing 기법 등을 이용하여 환자의 CT 영상을 3차원화하고, 또한 인공고관절을 projection 기법 등을 통해 3차원 영상화하였으며, 지금까지 인공고관절 정합도 측정에 사용했던 단순한 단면적 비교방식과는 달리 삼입의 균일성도 가능할 수 있는 새로운 정합도 측정 방식을 고안하여 적용하였다. 다양한 실험과 분석을 통하여 새로 제안한 정합도 측정 방법의 정확성과 우수함을 확인할 수 있었으며, 본 논문에서 제시하는 모의시술시스템은 향후 정형외과 분야에서 인공무릎과 같은 다른 영역에서의 시술 보조 시스템으로도 응용될 수 있을 뿐만 아니라, 인공관절의 국산화 및 주문제작 등에서도 많은 활용을 할 수 있을 것으로 기대된다.

Abstract : A computer based simulated implantation system for artificial hip joint is developed. The main objectives of the system are to assist surgeons in selecting the artificial femur which is best fit for the patient, and in deciding the optimal surgical position before the surgery is actually being carried out. To accomplish these objectives, we first construct three dimensional images of the patient's femur and the artificial hip joint, and then numerically measure the fitness between them. Various possible surgical positions are then searched and tested by varying the depth, direction/angle of the artificial hip joint and the optimal position which provides the maximum value of the fitness measure is determined. The region growing/boundary following and the projection techniques are applied for three dimensional visualization of the patient's femur and the artificial hip joint respectively, and we proposed a new numerical index for fitness measurement. This new fitness index is capable of measuring not only the relative cross sectional areas between patient's and the artificial femurs, but also the degree of positional uniformity of the artificial hip joint inside the patient's femur. Through various experimental results and corresponding analyses the proposed implantation system with new fitness index showed that it has a great capability in determining the accurate and detailed surgical position of the artificial hip joint. We expect that the system can be adopted to other areas of the orthopedic treatment such as artificial knee surgery, and also be applied in customized manufacturing of artificial joints as well.

Key words : SIS(Simulated implantation system), Artificial hip joint, Region growing, Boundary following, 3D modeling, Surface Rendering, Projection, Fitness, Transformation

통신저자 : 김중규, (440-746) 경기도 수원시 장안구 천천동 300

성균관대학교 전기전자및컴퓨터공학부,

Tel. (0331)290-7122, Fax. (0331)290-7191

E-mail. jkkim@yurim.skku.ac.kr

서 론

최근 들어, 인공 기관의 이식 수술이 늘어나고 있다. 이 중 특히 인공 관절의 이식 수술은 서양에서는 이미 25년여 동안 진행되어 왔으며 골관절염의 치료에 있어서 상당히 보편화되어 가고 있다. 골관절염은 초기 단계에는 지팡이의 사용이나 약물 치료로 고통을 덜 수 있으나 이 병의 원인이 뼈의 마모에 의한 것이기 때문에 이러한 보조수단으로는 완전한 치료를 할 수 없으며, 궁극적으로는 인공관절의 이식 수술이 불가피하게 된다. 그림 1에 퇴화된 고관절과 정상 고관절의 모습이 나타나 있다. 인공관절의 이식 수술에 있어서 의사의 능력이나 시술 장비도 중요하지만, 환자의 체형에 맞는 적합한 인공관절을 선택하는 것 또한 중요하다. 그러나 대부분 X-ray 영상을 보고, 의사가 개인적인 경험을 토대로 인공 관절을 선택하기 때문에 시술의 정확성이 저하될 가능성이 크다 하겠다. 본 연구의 목적은 인공관절 중 인공고관절의 이식에 있어서 모의 시술을 통하여 적합한 인공고관절을 선택하고 아울러 정합도 측정을 통하여 정확한 시술 위치를 찾을 수 있도록 하기 위한 Simulated Implantation System(SIS)을 개발하는데 있다.

전체 시스템은 크게 3 단계로 구성되며, 전체적인 block-diagram이 그림 2에 나타나 있다. 첫 번째 단계에서는 환자의 CT 영상에서 고관절 부위만을 추출하여 3차원 modeling을 해 주게 된다. 고관절 부위의 추출을 위해서 region growing 기법을 응용하였으며, 이를 boundary following과 sampling을 거쳐서 modeling하였다. 두 번째 단계에서는 two-way projection을 기본으로 color image processing을 이용하여 인공 고관절의 주요 부분들의 기하학적 정보를 얻은 후에 scan line 을 거쳐서 modeling 한다. 마지막 단계에서는 이렇게 얻은 두 data를 OpenGL을 이용하여 3차원 rendering을 한 후, 모의 시술을 통하여 정합도를 측정하게 된다.

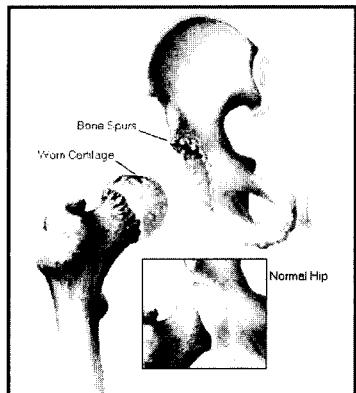


그림 1. 퇴화된 고관절과 정상 고관절의 모습
Fig. 1. Degenerative femur and normal hip

CT 영상의 3D 합성을 위한 image processing

일반적으로 3D visualization의 종류는 두 가지로 구분할 수 있다. 하나는 volume rendering이고, 다른 하나는 surface rendering이다. Volume rendering이란 surface를 표현하기 위한 특별한 변환이 없이 volume data를 바로 보여주는 것이다. 이 방법은 투명한 겔처럼 data를 보여주는 것이며, surface rendering에 비해서 속도가 느리고, dataset이 크며, 자연스럽게 보이지 않는 단점이 있다. 그러나 data를 있는 그대로 보여주기 때문에 정보에 대한 왜곡이 없다. Surface rendering은 surface 표현을 위한 중간 단계의 변환을 거쳐서 surface에 대한 정보만을 보여주는 것이다. 이것은 volume rendering보다 빠른 속도와 적은 dataset을 필요로 하며 더 매끈한 영상을 보여주게 된다. 그러나 surface를 추출하는 과정에서 잘못된 surface를 선택하게 되면 정보가 왜곡될 가능성이 있다. 인공 고관절의 모의시술에 있어서 정합도를 측정하기 위해서는 표면에 대한 정보가 꼭 필요하게 된다. 그러므로 surface rendering을 사용하는 것이 적합하다. 따라서 정확한 surface의 추출, 즉 2차원 영상에서의 정확한 boundary 추출이 관건이 된다. CT영상에서 경계를 추출해야 하는 부분은 시술 부위, 즉 골반(pelvis)과 대퇴골(femur) 부위이다. 이 부분의 영상, 특히 골반 주위의 영상은 경계 pixel의 intensity가 주위 pixel과 차이가 아주 작고, 경계 내부에서도 intensity의 변화가 심하게 나타난다. 따라서 일반 edge detector로는 경계가 잘 나타나지 않거나 나타나더라도 경계가 아닌 곳과 섞여서 edge를 찾기 위한 추가적인 작업이 필요하게 된다. 본 논문에서는 이러한 문제점을 해결하기 위해서 region growing과 boundary following을 응용하였다.

1. Region Growing

일반적으로 region growing 기법이란 seed라고 불리는 시작점(또는 시작영역)과 조건을 설정하여 시작점에서부터 조건을 만족시키는 영역들을 찾아내는 방법을 말한다.[1] 조건을 알맞게 설정하였을 경우에는 정확한 영역을 찾아내지만, 그렇지 않은 경우에는 region growing 기법이 recursive call로 되어 있기 때문에 영역이 범람하여 무한히 확장하거나 아예 시작점에서 벗어나지 못할 수도 있다. 본 논문에서 제시하는

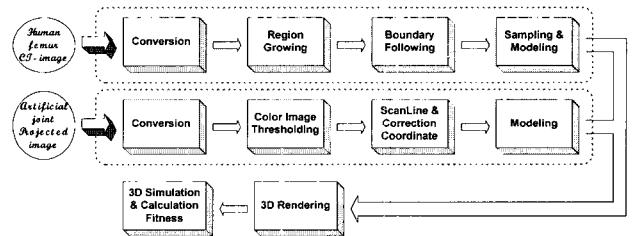


그림 2. 전체 시스템의 block-diagram
Fig. 2. Block-diagram of the system

표 1. Region growing의 pseudo code**Table 1. Pseudo code of region growing**

```

RegionGrowing ( $S_0, D_F$ )
 $D \leftarrow 0$ 
 $count \leftarrow 0$ 
 $G_H \leftarrow G_L \leftarrow S_0.intensity$ 
 $S \leftarrow 0$  /*  $S$  is the list */
Insertion ( $S, S_0$ )
while  $D_F > D$ 
  for each element  $S_i$  of the list  $S$ 
    for each neighbor  $N$  of  $S_i$ 
       $I \leftarrow N$ 's intensity
      if  $I \leq G_H$  and  $I \geq G_L$ 
        then Insertion ( $S, N$ )
           $S_i.life \leftarrow S_i.life - 1$ 
           $count \leftarrow count + 1$ 
        if  $S_i.life = 0$ 
          then Deletion ( $S, S_i$ )
        if  $count = 0$ 
          then  $G_H \leftarrow G_H + 1$ 
             $G_L \leftarrow G_L - 1$ 
             $D \leftarrow D + 1$ 
          else  $count \leftarrow 0$ 

```

region growing에서는 G_H 와 G_L 이라는 두 경계값 사이의 intensity를 가지는 pixel을 영역에 포함시키도록 조건을 설정하였으며 G_H , G_L 의 초기값은 시작점의 intensity로 하였다. 영역내의 유효한 점들의 neighbor들에 대해서 조건을 만족하는지를 검색한 후에 하나도 만족하지 않으면 조건을 수정하게 된다. 또한 무한한 확장을 막기 위해서 조건수정횟수(D_F)를 지정할 수 있도록 하였으며 알고리즘에 대한 pseudo code가 표 1에 나와 있다.

이 알고리즘을 이용하여 CT 영상상의 뼈부분을 detection

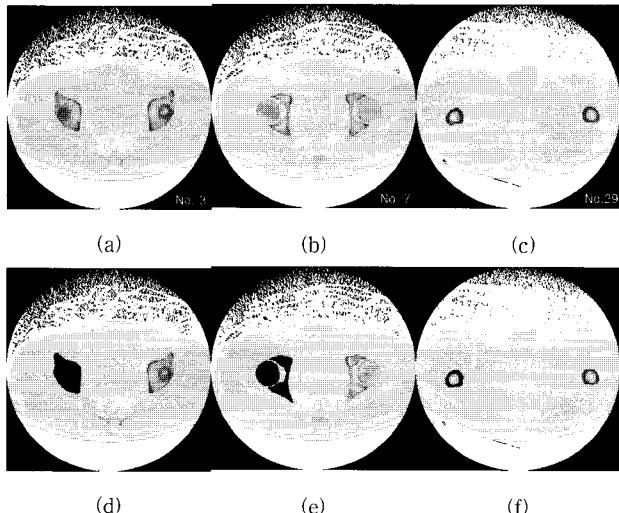


그림 3. Region growing의 실행 결과: (a)~(c) 원 영상, (d)~(f) 원 영상에 region growing을 적용한 영상

Fig. 3. Result of region growing: (a)~(c) Original images, (d)~(f) Result of region growing for original images

한 결과가 그림 3에 나타나 있다. (d), (e), (f)는 (a), (b), (c)를 각각 region growing한 결과이고, (d), (f)는 D_F 값을 10으로, (e)는 각 부분에 대해서 4와 8로 설정하였다. 사용되는 D_F 값의 범위가 3~10으로 그다지 크지 않기 때문에, 알고리즘에 대한 특별한 지식이 없어도 몇 번 테스트를 해보면 영상에 대한 적당한 D_F 값을 찾을 수 있다.

한편, 그림 3의 결과는 순수한 region growing 외에 post processing을 한 결과이다. 순수한 region growing만을 수행하였을 경우에 경계 외부의 intensity보다 더 높은 내부의 연골 부위는 detection되지 않는다. Post processing에서는 그 내부를 채워주었다.(단, femur의 아랫부분에서는 연골 부분의 contour 추출이 필요하므로 post processing 사용하지 않음 (예. 그림 3-(f))) Post processing은 전체 영상에서 object와 background를 제외하면 hole이 된다는 원리[9]를 이용하여 hole을 object와 같은 intensity로 채워줌으로써 가능하게 된다. 그림 4는 CT 영상의 3번째 slice에 대한 region growing 과정을 post processing 전 단계와 후 단계로 나누어서 결과를 보여주고 있다.

2. Boundary following & Sampling

CT 영상의 image processing 과정에서 최종적으로 얻고자 하는 것은 surface rendering을 위한 경계에서의 주요 points이다. Surface rendering을 하기 위해서 경계의 모든 점들이 필요하지는 않으며, 또한 3D modeling을 위해서는 같은 방향으로 정렬된 일정한 개수의 points가 필요하게 된다. 따라서 본 논문에서는 이러한 data를 얻기 위해서 boundary following과 sampling을 수행하였다.

Region growing의 결과가 binary image이므로 단순히 경계를 추출하는 것은 어떠한 edge detector를 써도 쉽게 추출할 수 있다. 그러나 sampling을 하기 위해서는 contour를 따라 정렬된 points data가 필요하게 된다. 따라서 object를 따라 돌면서 경계를 추출하는 boundary following 방법을 이용하였으며, 이를 수행하면서 sampling을 위한 정렬된 data를 저장하였다.

Boundary following의 기본 알고리즘으로는 미로찾기의 알고리즘인 좌수법, 우수법을 이용하였다. 좌수법은 미로에서 입

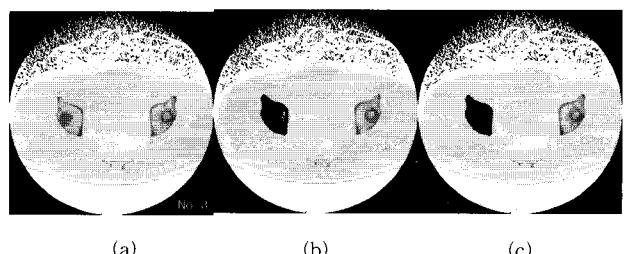


그림 4. Post processing 이전과 이후의 영상: (a) 원 영상, (b) Post processing 이전 영상, (c) Post processing 이후 영상

Fig. 4. Images of before and after post processing: (a) Original image, (b) Before post processing, (c) After post processing

구와 출구가 바깥쪽에 있을 경우 입구에서 왼쪽 벽에 왼손을 대고 계속 따라가면 출구를 찾을 수 있다는 것이고, 마찬가지로 오른손을 대고 가는 것이 우수법이다. 따라서 object 바깥쪽에서 object를 벽으로 간주하여 계속 따라가다가 시작점에 도착할 때까지 손으로 텐 벽을 순서대로 저장하면 순차적인 경계의 data를 얻을 수 있다. Rendering을 위해서는 일관된 CCW(Counter Clock Wise)나 CW(Clock Wise)의 data가 필요하므로 graphics 분야에서 많이 사용하는 CCW data를 얻기 위해서 object 바깥쪽에서는 좌수법을, 내부의 hole에서는 우수법을 적용하였다. Boundary following을 하기 위한 기본 전략을 아래에 요약하였다.

- i) Connected component labeling[9]을 통해서 object의 개수 파악
- ii) 각 object의 외부에서 좌수법 알고리즘을 이용하여 경계 추출
- iii) Object 내에 hole이 있으면 hole 내에서 우수법 알고리즘을 이용하여 경계 추출

이렇게 얻은 points를 각 slice마다 일정 개수로 만들어 주기 위해서 sampling을 하게 된다. Points의 좌표가 integer이므로 sampling에 있어서 단순히 일정 개수마다 하나를 선택하게 되면, points가 적은 slice에서는 겹치는 points가 있을 수 있으며 그 밖의 모든 slice에서 발생하는 quantization error는 피할 수가 없다. 그러므로 floating points sampling이 필요하게 된다. OpenGL에서 기본적으로 floating 좌표계를 지원하기 때문에 sampling만 floating points로 되면, quantization error가 거의 없는 rendering 결과를 얻을 수 있다. Floating points sampling은 그림 5-(a)에서와 같이 integer points들의 중앙을 연결한 contour를 sampling함으로써 가능하게 된다. Boundary following에서 저장해 놓은 정렬된 points를 각 점들 사이에 거리(Euclidean distance)의 weight를 준 후 실수와 정수로 나누어서 연산해 줌으로써 일정 개수의 floating points로 sampling할 수 있다. 일반적으로 sampling은 uni-

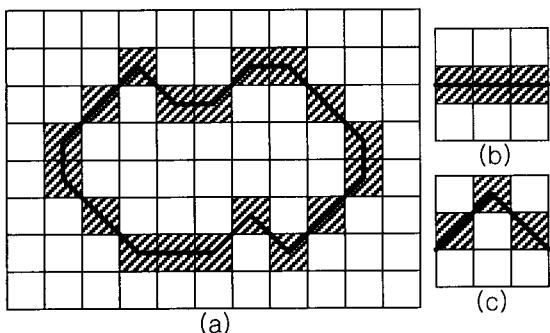


그림 5. (a) Floating points sampling을 위한 contour, (b) 직선 contour, (c) 굽은 contour

Fig. 5. (a) Contour for floating points sampling, (b) Straight contour, (c) Bent contour

의공학회지 : 제21권, 제2호, 2000

form sampling이 이상적이지만, 본 연구에서는 3차원 영상 복원시의 error를 더 줄이기 위해서 image-based non-uniform sampling을 하였다. 그럼 5의 (b)에서와 같이 points가 일직선 상에 위치하는 경우에는 sampling 간격이 크더라도 서로 연결하였을 경우에 완벽한 일직선이 나오게 된다. 그러나 (c)에서와 같이 직선이 굽어 있는 경우에는 sampling 간격이 크면 영상을 제대로 복원해낼 수가 없게 된다. 따라서 각 점 사이의 선에 대해서 거리의 weight에 따라 points를 조사하여 굽은 정도를 파악한 후 굽은 정도가 심할수록 더 많은 weight를 줌으로써 이러한 문제를 해결하였다.

Region growing을 한 image에 boundary following과 sampling을 적용한 결과가 그림 6에 나타나 있다. 그림 6-(c)에서의 sampling된 영상은 floating points sampling한 결과를 영상으로 보여주기 위해서 다시 integer points로 quantization 한 결과이다. 실제 data는 파일로 저장이 되며 그 결과를 rendering시에 이용하게 된다. 그림 6의 18번 CT image에서 femur 부분(가장 왼쪽 object)에 대한 sampling data가 표 2에 표시되어 있다. 이는 32개의 points로 sampling한 결과이며, 각 point의 x, z, y 좌표 값이 순차적으로 나타나 있다.

인공고관절의 3D 영상화를 위한 projection

어떤 물체를 3D로 보여주기 위해서는 그 물체를 표현할 수 있는 주요 점들의 3차원 좌표값을 알아야 한다. 본 논문에서는 인공고관절의 3차원 영상화를 위해 two-way projection을 이용하여 두 방향에서 찍은 영상을 color image thresholding과 scan line 알고리즘을 사용함으로써 각 점의 3차원 좌표값을 얻어내었다.

일반적인 인공고관절의 구조가 그림 7에 나와있으며 이 중

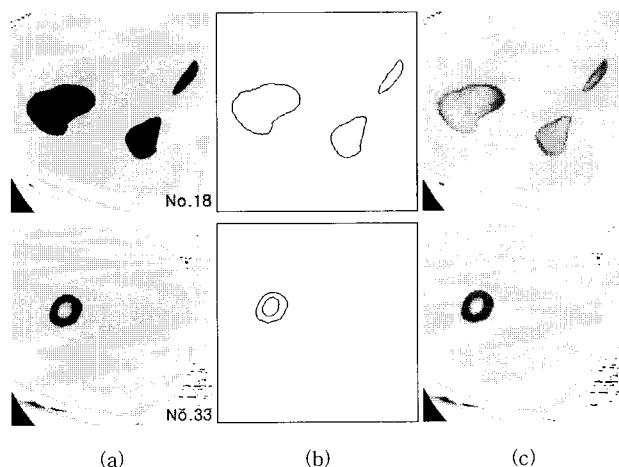
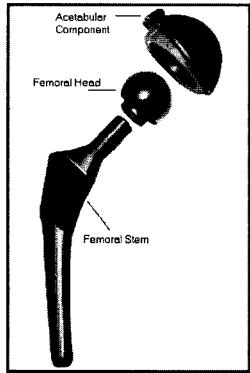


그림 6. (a) Region growing 결과 영상, (b) Boundary following을 거친 영상, (c) Sampling points를 원 영상에 표시한 영상

Fig. 6. (a) Result of region growing, (b) Result of boundary following, (c) Result of sampling overlaid on original image

표 2. Floating sampling points의 예**Table 2. Example of floating sampling points**

	x	z	y		x	z	y		x	z	y
1	63.35	173.87	-68.00	2	58.56	175.29	-68.00	3	54.84	177.24	-68.00
4	50.10	178.58	-68.00	5	46.39	180.49	-68.00	6	42.00	181.06	-68.00
7	38.41	183.33	-68.00	8	35.54	186.85	-68.00	9	33.02	191.16	-68.00
10	33.02	197.10	-68.00	11	35.53	201.31	-68.00	12	38.38	205.51	-68.00
13	41.23	209.04	-68.00	14	45.35	212.48	-68.00	15	49.64	214.74	-68.00
16	54.26	216.32	-68.00	17	59.22	216.41	-68.00	18	64.18	214.82	-68.00
19	66.44	210.53	-68.00	20	67.35	206.25	-68.00	21	71.56	202.72	-68.00
22	75.85	200.45	-68.00	23	80.30	198.70	-68.00	24	84.63	196.78	-68.00
25	87.41	193.60	-68.00	26	89.63	188.71	-68.00	27	89.63	184.12	-68.00
28	86.96	179.96	-68.00	29	82.76	177.11	-68.00	30	78.26	175.21	-68.00
31	74.10	174.54	-68.00	32	68.61	173.87	-68.00				

**그림 7. 인공고관절의 구조****Fig. 7. Structure of artificial hip joint**

에서 acetabular component를 제외한 femoral head와 stem 부분만을 3차원 영상화하였다.

1. 인공고관절 3차원 영상화의 기본 구조

인공고관절의 3차원 좌표를 얻기 위해서 그림 8과 같은 two-way projection을 이용하였다. xy, yz 두 평면에 대한 영상을 촬영한 후 한 특정 y에 해당하는 x, z 값을 각각의 평면에서 찾게 되면 x, y, z로 이루어진 3차원 좌표를 얻을 수 있

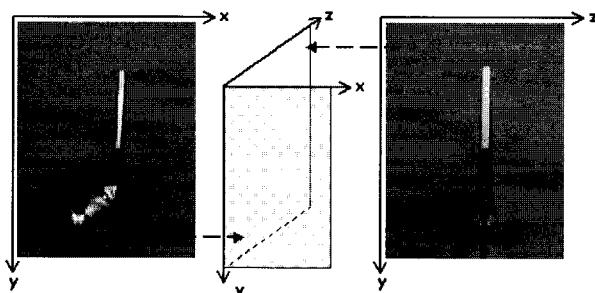
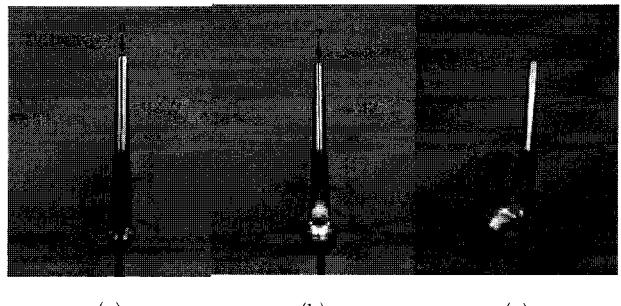
**그림 8. 양방향 투사****Fig. 8. Two-way projection**

그림 9. Projection시에 좌표를 찾아야 할 주요 부분들; (a), (b) Stem의 주요 부분들, (c) Head

Fig. 9. Principal parts for seeking coordinates in projection; (a), (b) Stem, (c) Head

다. 그러기 위해서는 일정한 y에 해당하는 x, z값이 유일하여야 하며, 따라서 좌표값을 얻고자 하는 부분만을 특성화하여야 한다. 본 논문에서는 이를 위해 좌표값을 얻고자 하는 주요 부분에 색을 입혔으며 y값이 겹치는 부분에 대해서는 다른 영상으로 따로 적용하였다. RGB color를 이용한 thresholding을 하기 위해서 주요 부분에 대한 색은 red를 사용하였고, 배경은 blue를 이용하였다.

이러한 방법으로 좌표를 획득할 부분은 그림 9에서와 같이 stem의 8곳과 head부분이다. 본 논문에서 사용한 방법을 이용하여 3차원 좌표를 획득하기 위해서는 기본적으로 오목한 부분이 없어야 한다. 오목한 부분이 있을 경우에 두 방향 중 한 방향에서는 촬영시에 그 부분이 찍히지 않을 수 있기 때문이다. 그렇지만 오목한 부분을 다른 방법으로 좌표 획득 가능하다면 3차원 영상화가 가능할 것이다. 인공고관절은 head 부분 근처가 yz 평면 영상에서 보이지 않게 되지만 그 부분의 단면이 원의 형태라는 점을 이용하여 xy 평면 영상만으로 3차원화가 가능하다. 그러므로 stem의 8곳에 대한 xy, yz 평면 영상과 head에 대한 xy 평면 영상이 있으면 3차원 좌표 획득이 가능하다.

2. 3차원 좌표를 얻기 위한 영상의 통합 및 보정

각 영상에 대해서 color 정보를 이용하여 red 성분이 높은 점만을 thresholding하여 detection하면 그림 10과 같은 영상이 나오게 된다. 이 영상에서 일정한 y 간격으로 x와 z값을 각각의 영상에서 scan line 알고리즘[2]을 이용하여 원쪽에서부터 scan함으로써 3차원 좌표를 얻을 수 있다. 또한 head 부분은 head의 기울기 방향으로 양쪽 방향에서 scan(그림 10-(b))하여 두 점을 구한 후에 두 점을 이용하여 원을 만들고, 이를 일정 간격으로 sampling함으로써 좌표를 얻을 수 있다.

촬영시스템이 기계적으로 완벽하게 회전이 가능하고, 색을 입힐 때 이동이 필요없다면 이것만으로 정확한 3차원 좌표를 얻을 수 있다. 그러나 사람이 손으로 물체를 놓을 경우에는 놓는 위치에 따라서 영상에서 translation이나 scaling이 발생할

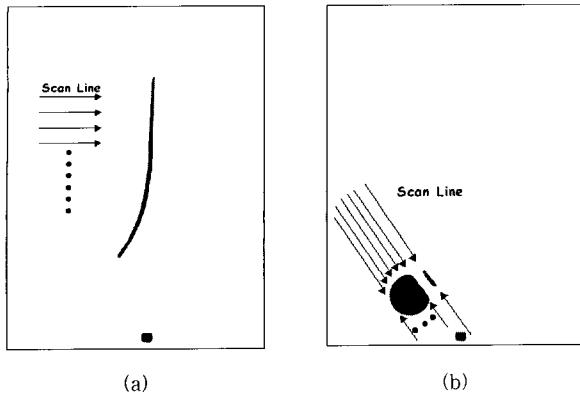


그림 10. Color image processing을 거친 영상과 scan line 방향: (a) Stem 5번, (b) Head
Fig. 10. Applied image of color image processing and scan line direction: (a) Stem #5, (b) Head

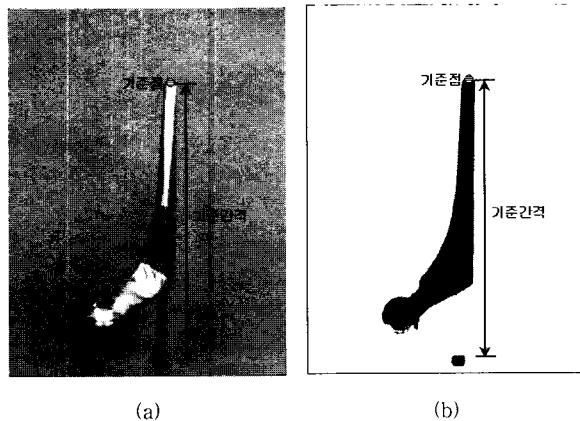


그림 11. 기준점과 기준 간격
Fig. 11. Base point and interval

수 있다. 이러한 변화를 수동으로 설정해 주면 상당한 시간이 소요된다. 본 연구에서는 이러한 작업을 자동으로 해 주기 위해서 물체에 기준점과 기준간격을 설정하였다. 기준점을 인공고관절의 맨위로 잡았으며 이를 좌표계의 원점으로 이용하였다. Translation이 일어나게 되면 기준점도 같이 이동하게 되므로 좌표 변화가 없게 된다. 또한 기준 간격을 설정하여 이를 값을 곱해줌으로써 scaling을 막아주었다. 3차원 좌표 통합을 위한 데이터 보정 과정을 정리하면 다음과 같다.

- i) 원 영상(그림 11-(a))에 대해서 gray scale과 color scale에서 각각 thresholding한 그림 11-(b)와 그림 10을 추출.
- ii) xy, yz 평면 영상 각각에 대하여(head의 경우 xy만)
 - ii-1) 그림 11-(b)를 이용하여 기준점과 기준 간격 search
 - ii-2) 그림 10에서 scan line algorithm을 이용하여 2차원 좌표 search
 - ii-3) ii-1)의 결과를 ii-2)에 적용

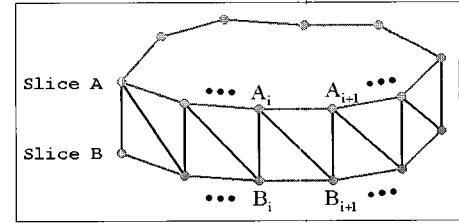


그림 12. CT 영상의 triangle meshes
Fig. 12. Triangle meshes of CT image

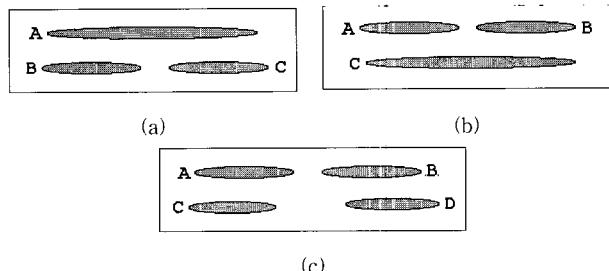


그림 13. (a) 1:2 맵핑 (b) 2:1 맵핑 (c) 2:2 맵핑
Fig. 13. (a) 1:2 mapping (b) 2:1 mapping (c) 2:2 mapping

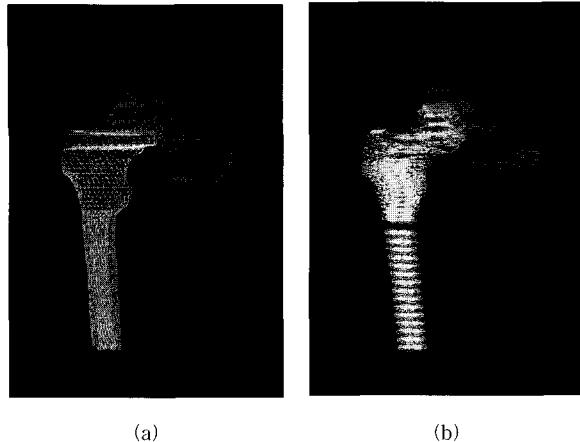
3차원 modeling과 rendering

3차원 영상을 위한 modeling은 triangle meshes[7]로 하였으며, CT 영상에서는 slice를 중심으로 인공고관절에서는 앞에서 detection하였던 각 부분들을 중심으로 삼각망을 형성하였다.

1. CT 영상의 modeling

본 논문에서 사용한 CT 영상의 modeling 방법은 다음과 같다. Triangle meshes의 방향은 시계 반대 방향으로 하였고, 두 slice에 대한 triangle meshes를 만드는 방법이 그림 12에 있다. 연결될 slice를 각각 A, B라고 하고, sampling points의 index를 i라고 할 때, (A_i, B_i, B_{i+1}) 이 하나의 삼각형, (A_i, B_{i+1}, A_{i+1}) 이 하나의 삼각형을 이루게 된다. 이러한 식으로 계속 삼각형을 만들어주면 두 slice사이에 (sampling points의 개수 \times 2)개의 삼각형이 만들어진다. Pelvis 부분과 femur의 외형 부분, femur 내부의 연골 부분에 대해서 각각 연결되는 slice를 위의 방법을 적용하여 modeling 하였다.

각 부분에 있어서 한 slice 내에 있을 수 있는 최대 contour의 개수는 2개이다. 한 slice에 2개의 contour가 있을 경우에 1:2인 경우(그림 13-(a))에는 [A, B], [A, C]에 대해서 각각 앞의 modeling 방법을 적용하였으며, 2:1인 경우(그림 13-(b))에는 [A, C], [B, C]에 대해서 modeling을 하였다. 2:2인 경우(그림 13-(c))에는 위의 각 contour에서 거리(contour 상의 sampling points들의 평균점 사이의 거리를 적용)가 가까운 아래 contour를 찾아서 1:1로 맵핑하였으며[8], 그림 13-(c)의

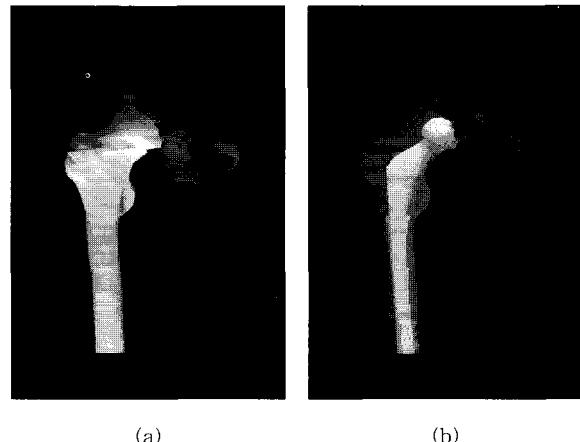


(a)

(b)

그림 14. (a) CT 영상의 wireframe 영상, (b) Contour의 wireframe 영상

Fig. 14. (a) Wireframe image of CT image, (b) Wireframe image of contour



(a)

(b)

그림 16. (a) CT 영상의 3D rendering 결과, (b) 인공고관절이 포함된 3D rendering 결과

Fig. 16. (a) Result of 3D rendering for CT image, (b) Result of 3D rendering include artificial hip joint

경우에는 [A, C]와 [B, D]가 될 것이다. 단, 1:2인 경우 femur 외형 부분에서는 거리가 가까운 하나의 contour에만 연결하였으며, 이는 원래 femur의 형태가 한쪽으로만 붙어있기 때문이다. 그림 14-(a)에 이러한 방법으로 구현한 wireframe 영상이 나와 있다.

앞의 modeling 방법 외에 contour들만을 보여주기 위해서 각 contour의 중앙에서 각 점들과 삼각형을 만들어서 triangle fans[4] 형식으로 연결한 wireframe의 구조가 역시 그림 14-(b)에 나와 있다.

2. 인공고관절의 modeling

인공고관절도 시계 반대방향의 triangle meshes를 이용한 것은 같지만, CT 영상과는 달리 slice 정보가 아니기 때문에 modeling에 있어서 차이가 있다. 인공고관절을 CT 영상의 경

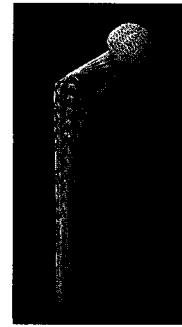


그림 15. 인공고관절의 wireframe 영상

Fig. 15. Wireframe image of artificial hip joint

우처럼 modeling을 해 주기 위해서는 scan line algorithm을 같은 y값에 대해서 적용함으로써 8개의 points를 가지는 하나의 slice를 만들어야 한다. 그러나 8개의 부분들의 y값의 범위가 다르기 때문에 이러한 방법을 적용할 수 없다. 그러므로 y값이 아닌 sampling시에 sampling된 순서가 같은 것을 하나의 slice로 생각하고 modeling을 해주었으며, 이후에 정합도 측정을 할 경우에 CT slice에 해당하는 slice를 추출하기 위해서 interpolation을 수행하였다.[5] Head 부분은 정확한 구를 표현해 주기 위해서 sampling points를 20개로 하였으며, 따라서 head 부분과 stem 부분이 연결되는 곳에서는 불규칙적인 triangle meshes를 해 주었다. 이에 대한 결과가 그림 15에 나타나 있다.

3. CT 3D 영상과 인공고관절 3D 영상의 rendering

그림 16에 3D rendering 결과가 있다. 인공고관절을 같이 보여줄 경우에는 인공고관절의 삽입 모습이 잘 보이게 하기 위해서 CT영상의 transparency value[4]로 0.5를 사용함으로써 투명하게 해 주었다.(그림 16-(b))

모의 시술과 정합도 측정

모의 시술은 실제 시술과 같은 효과를 줄 수 있어야 한다. 그러기 위해서 영상을 여러 방향에서 볼 수 있어야 하고, 인공고관절을 회전·이동시킬 수 있어야 하며, 이러한 임의의 변환을 거친 상태에서 정합도 측정이 가능하여야 한다.

1. 모의 시술을 위한 변환

OpenGL에는 기본적으로 rotation, translation 등의 변환을 할 수 있는 함수가 존재한다.[4] 그러나 OpenGL에서의 변환은 실제 데이터 값이 변하지 않고, 보이는 화면만 변하게 된다. 그러나 정합도를 측정하기 위해서는 임의의 변환을 거쳤을 때에도 데이터의 변환된 값을 알아야 한다. 그러므로 정합도 측정에 영향을 미치지 않는 전체 영상의 보는 방향을 바꾸기 위한 rotation은 OpenGL의 함수를 사용하고, 인공고관절의 삽입 모습을 보여주기 위한 인공고관절의 rotation과 translation은 행렬곱에 따른 실제 좌표 변환값을 사용하였다. 이를 위해

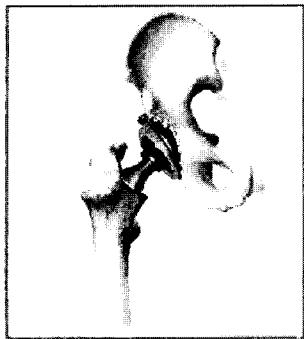


그림 17. 이식 수술 후의 모습을 그린 그림
Fig. 17. Figure after replacement surgery

좌표를 homogeneous 좌표계로 바꾸어 준 후 변환 행렬과 좌표 행렬을 곱해주었다.[2]

$$P' = M \cdot P \quad (1)$$

여기에서, $P' = [x' \ y' \ z' \ w']^T$, $P = [x \ y \ z \ 1]^T$ 이고, 각각 변환된 좌표와 원래 좌표를 homogeneous 좌표계의 4×1 행렬로 나타낸 것이다. 4×4 행렬 M 은 translation일 경우에는 $T(d_x, d_y, d_z)$, 그리고 rotation의 경우에는 $R_x(\theta)$, $R_y(\theta)$, $R_z(\theta)$ 로써, 각 행렬은 아래와 같은 형태를 갖게 된다.

$$T(d_x, d_y, d_z) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & d_x \\ 0 & 1 & 0 & d_y \\ 0 & 0 & 1 & d_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$R_x(\theta) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \theta & -\sin \theta & 0 \\ 0 & \sin \theta & \cos \theta & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$R_y(\theta) = \begin{bmatrix} \cos \theta & 0 & \sin \theta & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ -\sin \theta & 0 & \cos \theta & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$R_z(\theta) = \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta & 0 & 0 \\ \sin \theta & \cos \theta & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

이 때, $T(d_x, d_y, d_z)$ 는 x 축으로 d_x , y 축으로 d_y , z 축으로 d_z 만큼 translation한 것을 의미하며, $R_x(\theta)$, $R_y(\theta)$, $R_z(\theta)$ 는 각각 x 축, y 축, z 축을 중심으로 θ 만큼 rotation함을 표시하고 있는데, 각 경우를 구분하기 위하여 앞으로는 회전 각도를 각각 θ_x , θ_y , θ_z 로 표기하기로 한다. 그러나 head 부분이 삽입될 위치가 정해져 있으므로, 사실상 θ_y 는 변화가 거의 없게 된다. 그러므로 정합도 측정에서는 θ_x 와 θ_z 만을 고려할 것이다. 또한, x 축, z 축으로의 회전도 head의 중심점을 기준으로 회전하도록 하였다. Head의 중심점을 기준으로 회전하는 행렬

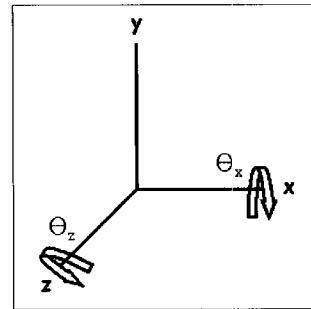


그림 18. 좌표계와 회전각
Fig. 18. The coordinate system and rotation angle

$R'_x(\theta)$ 와 $R'_z(\theta)$ 는 다음과 같다.

$$R'_x(\theta) = T(c_x, c_y, c_z) \cdot R_x(\theta) \cdot T(-c_x, -c_y, -c_z) \quad (6)$$

$$R'_z(\theta) = T(c_x, c_y, c_z) \cdot R_z(\theta) \cdot T(-c_x, -c_y, -c_z) \quad (7)$$

(c_x, c_y, c_z) 는 head의 중심점을 의미하며, 위의 행렬 연산은 head의 중심점이 원점이 되도록 이동한 다음에 회전을 시키고, 다시 원래의 위치로 이동하는 결과가 된다.

한편, translation matrix T 의 d_x , d_y , d_z 값을 바꿔줌으로써 임의의 방향으로의 3차원 이동이 가능하지만, 실제 screen에 표시되는 영상은 3차원 영상처럼 보이는 2차원 영상이므로, 이를 마우스, 키보드를 이용하여 x , y , z 값이 모두 변하는 3차원 이동을 interface하기는 힘들다. 마우스로는 2차원 이동만 가능하며, 키보드는 키 하나가 일차원 이동만 할 수 있다. 그러나 실제 시술에 있어서 이런 식의 이동이 이루어지지는 않는다. 일단 삽입 방향이 정해지면, 그 방향으로 반듯이 들어가게 된다. 또한 그 방향은 x 축, y 축, z 축의 이동이 모두 혼합된 3차원상의 이동일 경우가 대부분이다. 따라서 본 시스템에서는 이러한 실제 시술과 비슷한 이동 효과를 주기 위해서 y 축의 이동을 θ_x , θ_z 를 고려하여 정해진 시술방향으로 이동되도록 하였으며, y 값이 위·아래로 변할 때 matrix T 의 d_x , d_y , d_z 는 다음과 같다.

i) y 값이 증가할 경우,

$$d_x = -d \times \frac{\sin(\theta_z)}{\cos(\theta_z)} \quad d_y = d \quad (8)$$

$$d_z = d \times \frac{\sin(\theta_x)}{\cos(\theta_x)}$$

ii) y 값이 감소할 경우,

$$d_x = d \times \frac{\sin(\theta_z)}{\cos(\theta_z)} \quad d_y = -d \quad (9)$$

$$d_z = -d \times \frac{\sin(\theta_x)}{\cos(\theta_x)}$$

이 때, d 는 y 방향으로 translation되는 정도를 나타낸다.



그림 19. CT 영상의 contour와 삽입된 인공고관절
Fig. 19. Contour of CT image and inserted artificial hip joint

2. 단면적의 비교를 통한 정합도 측정

지금까지의 인공고관절 정합도 측정에 대한 연구는 대부분 3차원 모의 시술이 불가능한 시스템에서 진행되어온 관계로 인하여, 일정한 위치에서의 정합도 측정만이 가능하였다. 그러나 본 시스템에서는 3차원 모의 시술이 가능하므로 임의의 위치에서 정합도 측정이 가능하다. 또한 위치를 변경시키면서 정합도를 측정함으로써 적합한 시술 깊이와 시술 방향에 대한 정보도 알 수 있다.

본 논문에서는 정합도 측정에 있어서 연골 부위의 slice, 그리고 같은 평면의 인공고관절 slice를 비교하였다. Stem의 윗 부분은 대부분이 연골로 되어있기 때문에 이 부분의 slice는 정합도 측정에서 제외하였으며 따라서, 28번째 CT slice부터 정합도 측정에 이용하였다. 한편, head가 삽입될 부분이 정해져 있으므로, 삽입깊이에 제한을 두었으며, 그림 19에서와 같이 인공고관절의 head가 acetabular component에 들어갈 부분 이상은 삽입되지 않도록 하였다. 그림 19는 본 논문에서 실험을 위하여 사용한 CT 및 인공고관절 영상으로써 본 논문에서 정합도 측정에 사용하는 CT slice는 총 13장이다.

인공 고관절의 정합도 측정에 있어서 가장 많이 사용하는 방법은 아래 식과 같이 단면적의 비를 계산하는 것이다.[3]

$$F_1 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\frac{A_i}{C_i} \times 100 \right) \quad (10)$$

여기에서 C_i 는 CT영상에서 골반 내부 연골 부위 단면적의 넓이이고, A_i 는 이와 겹치는 인공고관절의 단면적의 넓이이다. N 은 해당 단면의 개수로써 그림 19의 경우는 13이다. 인공고관절이 연골 부위를 벗어나는 경우에는 정합도 측정에 있어서 의미가 없으므로 정합도를 0으로 하였다.

이 식을 적용하여 고정된 각도에서 삽입 깊이를 변화시켜가면서 정합도를 측정한 결과가 그림 20에 표시되어 있다. 본 실험에서는 인공고관절이 28번째 slice에 겹치기 바로 전의 depth를 0으로 설정하였다. 모의시술을 통해서 측정한 θ_x 와

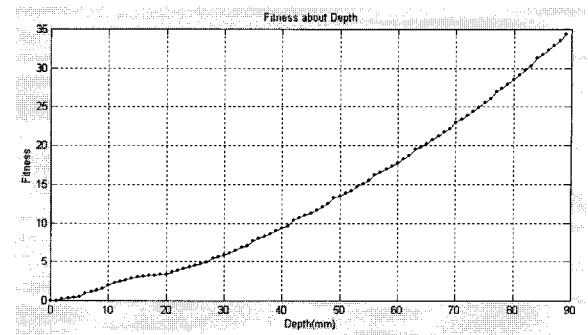


그림 20. 삽입 깊이에 따른 정합도(F_1)의 변화($\theta_x = 11.4^\circ$, $\theta_z = -4.6^\circ$)
Fig. 20. Variation of fitness(F_1) as a function of insertion depth

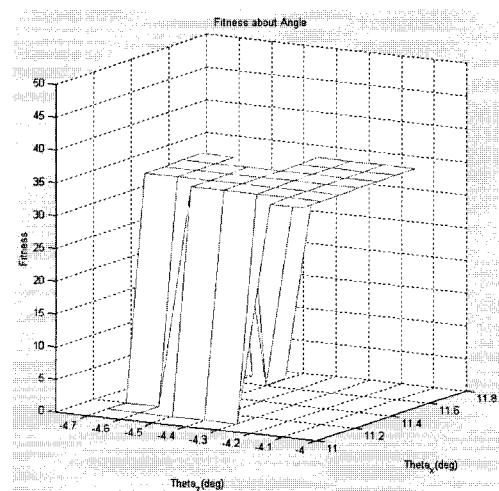


그림 21. 일정 깊이에서의 회전각에 따른 정합도(F_1)의 변화(depth = 89)
Fig. 21. Variation of fitness(F_1) as a function of rotation angles with fixed insertion depth

θ_z 의 최적값이 11.4° 와 -4.6° 이므로 이 각에 대해서 정합도를 측정하였으며 최적 각의 결정과정은 다음절에서 설명하기로 한다. 그림 20의 결과에 의하면 정합도가 시술 깊이에 따라 단조증가하는 모습을 볼 수 있는데, 이는 깊이가 증가할수록 고관절과 인공고관절 간의 단면적 비가 증가함에 따른 것으로써 쉽게 예측할 수 있는 결과이다. 이번에는 일정한 깊이에서의 회전각의 변화에 따른 정합도 변이를 알아보았다. 그 결과가 그림 21에 나타나 있는데 회전각에 따른 정합도의 차이는 거의 없는 것을 볼 수 있다. 이는 F_1 이 단순한 단면적 비교를 통한 정합도 측정방식이기 때문에 회전각은 정합도 값에 별 영향을 미치지 못하고 있음을 의미한다. 따라서 정확한 시술 방향까지 제시하기 위해서는 새로운 정합도 측정 방식이 필요하게 된다.

3. 거리의 분산 값을 적용한 새로운 정합도 측정 방법

인공고관절이 연골 내부에서 한쪽으로 치우치는 것보다는 가운데에 균등하게 위치하도록 시술하는 것이 보다 적합할 것이라는 것은 당연한 이치라 하겠다. 따라서 본 논문에서는 면적만을 이용하는 기준의 정합도 측정 방식의 단점을 보완하기 위하여 고관절과 인공고관절사이의 거리의 분산값을 적용한 새로운 정합도 측정 방법을 제안하였다. 새로운 정합도 계산식은 아래와 같다.

$$F_2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\frac{A_i}{C_i} \times \frac{1}{\sigma_i^2} \times 100 \right) \quad (11)$$

이 때, σ_i^2 는 i번째 CT slice의 contour와 같은 평면의 인공고관절 contour 사이의 거리에 대한 분산값으로써, 다음 식과 같다.

$$\sigma_i^2 = \frac{1}{N_s} \sum_{j=1}^{N_s} (d_j - m)^2 \quad (12)$$

여기에서 N_s 는 CT slice의 sampling points의 개수, d_j 는 각 points에서 인공고관절까지의 거리이며, m 은 그 거리의 평균값이다. 이 식을 이용하여 앞에서와 같이 고정된 각도에서 삽입 깊이를 변화시켜가며 정합도를 측정한 결과가 그림 22에 표시되어 있는데 깊이에 따라 정합도가 비선형적으로 증가하는 형태를 보임을 알 수 있다.

한편 일정 깊이에서의 회전각의 변화에 따른 정합도 F_2 의 변화가 그림 23에 나타나 있다. 회전각이 변함에 따라 정합도가 크게 변하는 것을 볼 수 있는데 이는 기존의 정합도 측정 결과와는 달리 시술 방향에 따라 정합도가 많은 영향을 받을 수 있음을 의미한다. 이에 대한 좀 더 자세한 비교검증을 하기 위하여 고정된 깊이와 고정된 각도에서 서로 다른 두 시술 위치에서의 정합도를 측정하여 보았다.

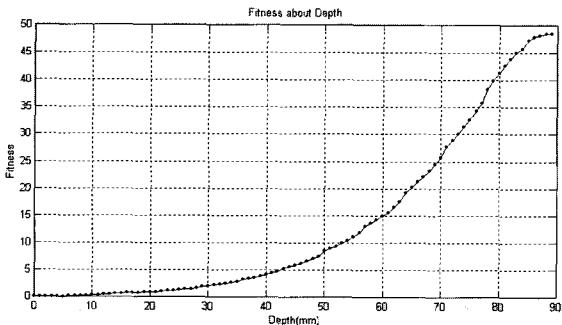


그림 22. 삽입 깊이에 따른 정합도(F_2)의 변화($\theta_x=11.4^\circ$, $\theta_z=-4.6^\circ$)

Fig. 22. Variation of fitness(F_2) as a function of insertion depth

의공학회지 : 제21권, 제2호, 2000

그림 24는 인공고관절이 환자 고관절의 중심부에 비교적 정확하게 삽입된 경우(a)와 중심부로부터 약간 어긋난 경우(b)에 대해서 각 slice의 모습과 단면적을 표기하고, 정합도 값을 나타낸 것이다. 각 slice에 표시된 숫자는 정합도 값(위는 F_1 , 아래는 F_2)이다.

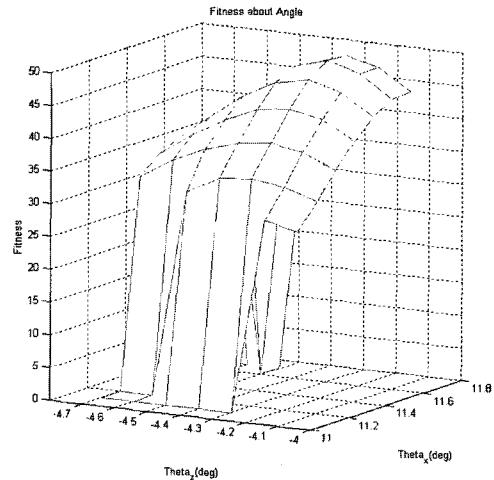
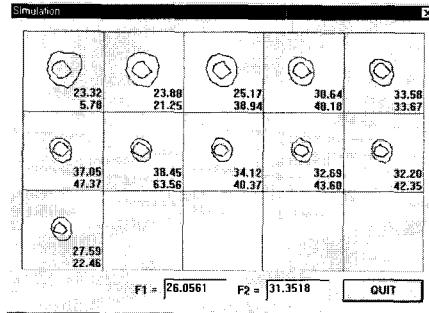
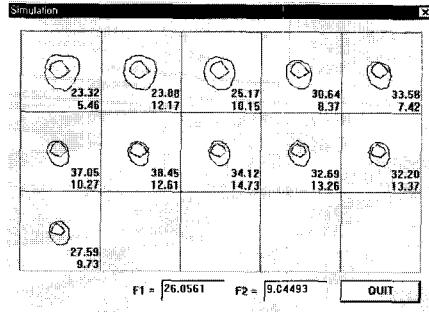


그림 23. 일정 깊이에서의 회전각에 따른 정합도(F_2)의 변화(depth = 89)

Fig. 23. Variation of fitness(F_2) as a function of rotation angles with fixed insertion depth



(a)



(b)

그림 24. 일정 깊이와 회전각에서의 삽입 위치에 따른 정합도의 변화(depth = 76, $\theta_x=11.4^\circ$, $\theta_z=-4.6^\circ$)

Fig. 24. Variation of fitness(F_1 and F_2) with fixed depth and angle for two different insertion position

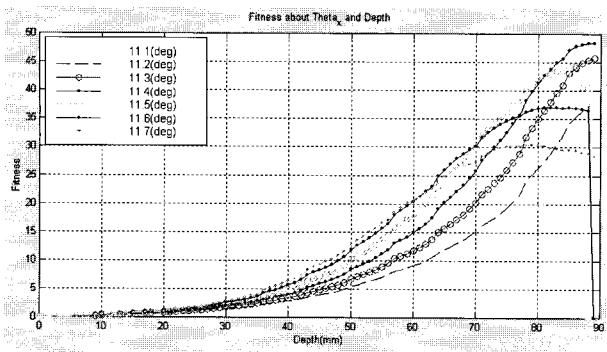
그림 25. θ_x , depth에 따른 정합도(F_2)의 변화

Fig. 25. Variation of fitness(F_2) as a function of insertion depth with different angles of θ_x

래는 F_2)이며, 해당 slice에 대한 전체 정합도 값들이 아래에 표시되어 있다. 이 결과에 의하면 기준의 정합도 F_1 은 두 경우 모두 26.0561의 같은 값을 제시하고 있는 반면에, 새로운 정합도 F_2 에 의하면 각각 31.35(a)와 9.04(b)의 정합도로서 (a)의 경우가 (b)에 비하여 더욱 더 정확한 시술위치임을 명확히 알 수 있다.

한편, 실제 시술에서는 시술 방향을 설정한 후 그 방향으로 일관되게 인공고관절을 삽입하기 때문에 인공고관절을 시술한 후에 θ_x , θ_z 를 바꾸는 일은 불가능하게 된다. 그러므로 삽입하지 않은 상태에서 각을 변화시켜가면서 일정한 방향으로 삽입을 하여 회전각, 깊이에 대한 정합도를 측정하는 것이 필요하며, 이를 통해서 적합한 시술방향을 찾을 수 있다. 사실상 head가 삽입될 위치가 고정되어 있기 때문에 head의 중심점을 기준으로 하였을 때의 위치는 정해져 있다. 따라서 실험을 통해서 결정된 위치에서 회전각을 변화시켜가면서 그에 따른 depth와 정합도의 관계를 살펴보았다. 이에 대한 실험 결과가 그림 25 및 26에 나타나 있다.

그림 25는 θ_x 를 변화시켜가면서 삽입한 결과, 그리고 그림 26은 θ_z 를 변화시켜가면서 삽입을 한 결과에 대한 그래프이다. 시술에서의 depth는 정해져 있으므로 이 그래프에서 중요 한 값은 depth가 89일 경우의 정합도이다. 그림 25와 26의 결과에 의하면 가능한 여러 시술 방향중에서 $\theta_x=11.4^\circ$, $\theta_z=-4.6^\circ$ 의 방향으로 시술하였을 경우가 최적임을 알 수 있다. 그래프에서 정합도 값이 0으로 갑자기 떨어지는 것은 그 위치에서 인공고관절이 연골 바깥 부분으로 나가기 때문이다.

결 론

본 논문에서는 인공 고관절의 3차원 모의 시술을 위한 인공고관절과 CT 영상의 3차원 합성과 새로운 정합도 측정 방법을 제시하였다. 본 연구 결과는 인공고관절 시술에 앞서 정합도 측정을 통하여 환자에게 가장 적합한 인공고관절을 선택하고 아울러 최적의 시술 방향과 깊이를 찾기 위한 모의 시술

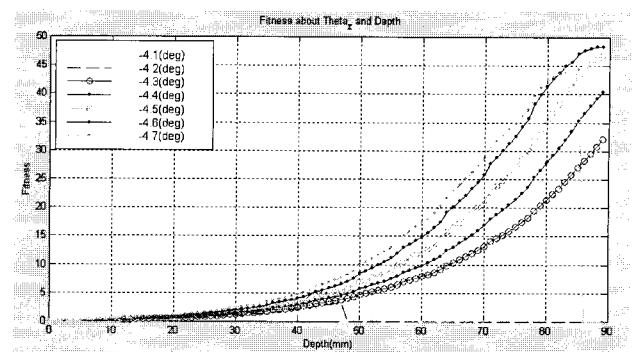
그림 26. θ_z , depth에 따른 정합도(F_2)의 변화

Fig. 26. Variation of fitness(F_2) as a function of insertion depth with different angles of θ_z

시스템에 적용할 수 있을 것이다. 본 논문에서는 한 환자의 CT 영상에 대해서 한 인공고관절 모델만을 이용하였으므로 적합한 인공고관절의 선택보다는 정합도를 측정하는 점에 초점을 맞추었지만, 앞으로는 다양한 데이터를 가지고 실험을 함으로써 환자에 적합한 인공고관절을 선택하는데 도움을 줄 수 있을 것이다. 현재 개발된 시스템은 모의 시술을 하기 위한 기본 기능은 갖추고 있지만, 인공 고관절과 CT의 3D 영상화에서 사용자의 입력을 줄일수 있는 더욱 자동화된 기능을 보완하는 것이 필요하다고 판단되며, 아울러 정합도 측정 방식의 개선을 위한 지속적인 연구, 그리고 acetabular component의 추가 및 보다 실제 시술에 가까운 효과를 줄 수 있는 모의 시술 방법 등에 대한 연구도 계속되어야 할 것이다. 이 시스템은 정형외과 시술에 있어서 인공고관절과 더불어 인공무릎과 같은 유사분야에도 쉽게 응용할 수 있으며, 시술의 정확성을 향상시켜 줌으로써 의사나 환자 모두에게 안정감을 줄 수 있을 것이다. 한편, 현재 사용되고 있는 인공 고관절이 대부분 우리와 체형이 다른 서양인 중심으로 제작된 것인바, 앞으로 한국인 체형에 맞는 국산 인공 고관절 개발과 특정 환자에 적합한 인공고관절의 주문 설계 및 제작 등에도 많은 활용을 할 수 있을 것으로 기대된다.

참 고 문 헌

1. Alan Watt, Fabio Policarpo, "The Computer Image", Addison-Wesley, pp.307~308, 1998
2. James D. Foley, Andries van Dam, Steven K. Feiner, John F. Hughes, and Richard L. Phillips, "Introduction to Computer Graphics", Addison-Wesley Publishing Company, 1990
3. S. Imura, N. Akamatsu, H. Azuma, K. Sawai, and S. Tanaka, "Hip Biomechanics", Springer-Verlag, pp.129~137, 1993
4. Richard S. Wright Jr. and Michael Sweet, "OpenGL Superbible", Waite Group Press, 1996

5. 김용호, 김중규, “PC 기반의 인공고관절 모의시술 시스템 개발에 관한 연구”, 신호처리합동학술대회, Vol. 12, No. 1, pp.275~278, 1999
6. Rafael C. Gonzalez, Richard E. Woods, “*Digital Image Processing*”, Addison-Wesley Publishing Company, 1992
7. Donald Hearn and M. Pauline Baker, “*Computer Graphics*”, Prentice-Hall, 1986
8. 민경준, 김중규, 최재봉, 최귀원, “연속된 CT-Image를 이용한 고관절 3d 형상의 재구성 및 Simulated Implantation System 구축에 관한 연구”, 의공학회지, vol.20(2), 1999
9. Ramesh Jain, Rangachar Kasturi, and Brian G. Schunck, “*Machine Vision*”, McGraw-Hill Inc., 1995