논문 2006-43CI-3-7

표면 거리 기반 3차원 형태 기술자

(3D Shape Descriptor Based on Surface Distance)

박 현*, 김 재 협*, 문 영 식**

(Hyun Park, Jae Hyup Kim, and Young Shik Moon)

요 약

본 논문에서는 3차원 객체의 표면에서 이루어지는 최단 경로(Shortest Path)를 이용하여 3차원 객체의 전체적인 형태의 특성을 측정하는 3차원 형태 기술자를 제안한다. 제안하는 3차원 형태 기술자는 기존 방법에서 문제가 된 부분적 자세 변화에 대한 민감성 부분을 해결한다. 제안하는 방법은 새로운 형태 함수를 통해 3차원 객체의 전체적인 형태의 특성을 측정하여 형태 분포를 생성한다. 새로운 형태 함수는 표면에서 이루어지는 최단 경로를 기반으로 하는 최단 경로 형태 함수다. 3차원 객체 표면의 임의의 두 점을 선정한 후 그 두 점의 거리를 최단 경로 형태 함수를 통해 측정하며 이와 같은 형태 함수의 적용을 통하여 3차원 객체의 부분적 자세 변화에 강건하도록 한다. 기존의 형태 분포와 비교하여 성능을 평가한 결과, 관절 객체에 대해서는 약 23%, 일반 객체에 대해서는 약 12%의 성능 향상을 보였다.

Abstract

In this thesis, we propose a new 3D shape descriptor. The proposed descriptor measures geometric characteristics by using the shortest path on surfaces. The descriptor is robust against a change of local posture. We measure the geometric characteristics of 3D object through a new shape function to construct the shape distribution. The proposed shape function is the shortest path shape function. The shape function measures the distance between two points on the surface of a 3D object. We evaluate the performance of the proposed method, compared with the previous method. The precision of retrievals improved by 23% in the case of articulated objects and is improved by 12% in the case of general objects.

Keywords: 표면 거리, 3차원 형태 기술자

I. 서 론

멀티미디어에 대한 소프트웨어와 하드웨어의 발전은 3차원 컨텐츠에 대한 관심을 증가시키고 있다. 이제는 관심의 단계를 넘어서서, 3차원의 데이터가 우리 실생활에 널리 보편화되고 있는 것이 현실이다. 이러한 일들이 가능하게 된 것은 여러 가지 요인들의 발전에 기인하고 있다. 그 요인들을 살펴보면, 먼저 모델링 도구(Modeling Tool)와 스캔 장치(Scanning Devices)의 많은 발전과 개선으로 인하여 보다 쉽고 적은 비용으로 3차원 데이터들을 획득할 수 있고, 많은 3차원 데이터 집합을 생성할 수 있게 되었다. 그에 따라, 3차원 모델 검색 시스템에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다. Osada는 SD(Shape Distribution)[1]이라는 3차원 모델 검색 기법을 제안하였다. 형태 분포(Shape Distribution)는 형태 함수(shape function)를 통하여 3차원 객체의 전체적인 형태를 거리라는 매개체로 표현하였다. Osada의 형태 분포는 여러 가지 변형에 강건하다는 장점을 가지고 있으며, 또한 구현 및 계산이 쉽고 빠르다는 장점을 가지고 있다. Osada가 채택하고 있는 형태 함수는 D2 형태 함수로서 다른 것들 보다 적은 비용으로 높은 성능을 보여주고 있다. 그러나 Osada가 제시한 D2 형태 함수는 3차원 객체의 전체적인 형태의 특징을 잘 표현하고는 있지만, 부분적인 형태의 특징은 잘 잡아주지 못 한다는 단점이 있다. 즉 부분적 자세 변화에 민감하

* 학생회원, ** 평생회원, 한양대학교 컴퓨터공학과
(Computer Science and Engineering, Hanyang University)

※ 본 연구는 대학 IT연구센터 육성지원사업의 연구결과로 수행되었음.

접수일자: 2005년12월11일, 수정완료일: 2006년4월28일

다. 예를 들면 같은 사람이라도 팔을 벌린 사람과 차려 자세의 사람이 같은 객체임에도 불구하고 부분적 변화 때문에 다른 객체로 인식되는 것이다. 본 논문에서는 3차원 모델 검색 시스템을 위한 새로운 형태 함수를 기반으로 하는 형태 기술자를 제안한다. 제안하는 방법은 기존의 Osada가 제안한 방법에 기초를 두고 있다. 본 논문에서는 기존 방법의 전체적인 알고리즘을 유지하여 그 알고리즘이 가지고 있는 장점들을 흡수하고 있으며, D2 형태 함수가 가질 수 있는 단점은 최단 경로를 기반으로 하는 새로운 형태 함수를 사용하여 해결한다. 3차원 객체의 기하학적 특성을 측정하는 형태 함수를 통하여 생성된 확률분포로서 3차원 객체를 표현한다. 이러한 접근의 가장 큰 동기는 기존의 3차원 모델 검색 방법들이 가지고 있는 문제점을 확률 분포의 방법을 통하여 줄이는데 있다.

본 논문에서는 3차원 객체의 표면상에 있는 두 점 사이의 최단 경로의 거리를 측정하는 형태 함수를 통하여 구해지는 확률 분포로서 3차원 객체를 분석하고 3차원 객체 사이의 유사성을 측정한다. 임의의 점(Random Point)과 많은 수의 샘플을 통한 확률분포는 3차원 객체의 전체적인 형태를 표현함을 보장하고 있으며, D2 형태 함수가 부분적 자세 변화에 민감하다는 단점은 부분적 자세 변화에 강건한 최단 경로를 기반으로 하는 새로운 형태 함수로 극복한다.

Ⅱ. 본 론

1. 제안하는 알고리즘 개요

본 논문에서는 3차원 객체에 대한 전체적인 형태의 기하학적 성질을 측정하고, 그 측정 후 얻은 형태 기술자를 통해 3차원 객체들 간의 비 유사성을 측정하는 3차원 모델 검색 기술자를 제안한다.

3차원 객체를 전체적인 기하학적 특성을 가지고 있는 형태 기술자로 표현한다. 형태 기술자는 기하학적 특성을 측정하는 형태 함수로부터 얻어진 확률분포(Probability Distribution)로서 이루어진다. 본 논문에서 채택한 형태 함수는 최단 거리 형태 함수다. 이 형태 함수는 3차원 객체의 전체적인 형태의 특성을 잘 표현하며 부분적 자세 변화에도 강건한 특징을 가진다. 측정의 대상은 3차원 객체 표면에서 임의적으로 얻어진 두 점이 된다. 임의의 두 점(Random Points)들에 대한 면의 선정은 3차원 객체를 이루는 면의 면적에 비례하도록 하여 그 표면의 모든 점들이 동등하게 확률 분포에 기여하도록 한다. 그리고 샘플의 수를 무수히 많이 하여 3차원 객체 표면의 모든 점들이 대상이 될 수 있도록 한다. 결국 3차원 객체의 표면에 존재하는 임의의 두 점 사이의 최단 경로의 거리에 대한 확률 분포로서 3차원 객체의 기하학적 성질을 측정하게 된다. 두 3차원 객체 사이의 비 유사성 측정은 각 각의 얻어진 형태 기술자들 사이의 거리(L_N norm)를 측정하여 구하게 된다. 전체 검색 시스템에서는 형태 기술자를 구하는 부분과 그 형태 기술자의 인덱싱(Indexing)부분은 오프라인(Off-Line)상에서 이루어 질 것이며, 그 비 유사성 측정부분은 온라인(On-Line)상에서 이루어진다.

2. 형태 분포 분석

본 논문의 기술자를 이용한 검색 시스템은 Osada가 제안한 시스템에 기반을 두고 있다. 제안하는 방법을 설명하기 전에 Osada가 제안한 방법의 검색 시스템에 대해서 알아보도록 한다. 기본적으로 Osada가 제안한 시스템은 확률적인 방법을 통하여 이루어지는데 형태 함수를 통하여 N개의 샘플을 평가하고, 일정한 크기의 빈의 히스토그램을 생성하게 된다. 그리고 양자화 과정을 거쳐 히스토그램에서 일정한 수(V)를 뽑아내게 된다. 이 일련의 수를 저장하여 형태 기술자로서 사용하게 된다.

가. 샘플링

형태 분포를 형성하기 위해서는 먼저 샘플링 밀도를 고려해야만 한다. 기본적으로 더 많은 샘플을 취했을 시 보다 정확한 형태 분포를 생성하게 된다. 반면에 샘플을 늘리면 당연히 시간이 늘어나게 된다. 그래서 정확성/수행시간의 상관 관계를 고려해서 N개의 샘플을 결정한다. 실험적으로 N의 수는 1024의 제곱의 승으로 결정하게 된다. 그리고 빈의 수는 1024, 그리고 특징요소의 수(V)는 64로 선택된다.

두 번째로 고려할 것이 바로 샘플의 생성이다. 샘플은 3차원 객체를 이루는 전체 표면의 모든 점이 고려대상이 되어야만 한다. 먼저 3차원 객체를 이루고 있는 모든 면들을 차례로 방문한다. 만약 방문한 면들이 삼각형이 아닐 경우에는 그 면들을 먼저 삼각형으로 분할한다. 그리고 방문한 모든 삼각형에 대하여 그 면적과 누적 면적을 계산하고 저장한다. 그 다음 계산하여 저장해 놓은 누적 면적 정보를 이용하여 면적에 비례한 가중치를 각 삼각형에게 부여한다. 그 가중치를 통하여 임의의 한 삼각형을 선택하게 된다. 그런 후 선택된 삼

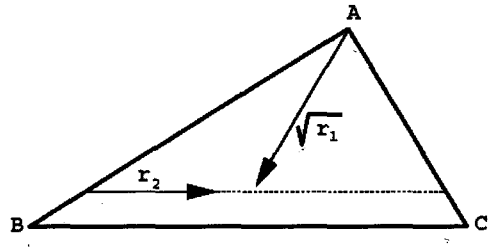


Figure 4: Sampling a random point in a triangle.

그림 1. 샘플 결정을 위한 임의의 수 생성 예제
Fig. 1. The example of the random number selection for sample selection.

각형에서 하나의 점을 결정하여야 한다. 여기서는 랜덤(Random)의 개념을 들어가게 되는데 삼각형을 이루는 모든 점들이 동등하게 형태 분포에 기여 할 수 있도록 하기 위해서 한 점을 선정하는데 있어서 임의적으로 선택이 되어야 함을 보장하여야 한다. 그 보장을 위해 다음의 식 1을 이용한다[1].

$$P=(1-\sqrt{r_1})A+\sqrt{r_1}(1-r_2)B+\sqrt{r_1}r_2C \quad (1)$$

여기에서 P는 표면의 임의의 한 점이고 A, B, C는 선정된 삼각형의 꼭지점이다. 그리고 r_1, r_2는 0과 1 사이의 임의의 수이다.

그림 1 에서 보는 바와 같이 r_1, r_2의 영향으로 삼각형의 모든 점들의 기여가 보장을 받게 된다. $\sqrt{r_1}$은 꼭지점 A로 부터 반대쪽 경계선까지의 비율을 조정하고, r_2는 방향의 비율을 결정한다. 이러한 방법으로 임의의 한 점이 결정이 되면, 같은 방법으로 새로운 삼각형을 결정하고 새로운 r_1, r_2 들을 결정하여 또 다른 하나의 임의의 점을 결정한다. 이렇게 결정이 된 임의의 두 점이 하나의 샘플로서 결정된다.

나. 형태 분포 생성

앞에서 설명한 과정을 거쳐 임의의 두 점이 결정되면, 이제는 반복적으로 형태 함수를 가지고 N개의 샘플을 측정하여 형태 분포를 생성한다. Osada는 여러 가지 보편적인 형태 함수[A3, D1, D2, D3, D4]중에서 여러 가지 비교 실험을 통하여 D2 형태 함수의 우수성을 확인하고 형태 함수로서 D2 형태 함수를 채택하였다.

그림 2에서 보는 바와 같이 D2 형태 함수는 3차원 객체의 표면의 두 점 사이의 유클리안 거리를 측정한다. 이렇게 형태 함수가 결정되었다면 다음으로 할 일은 형

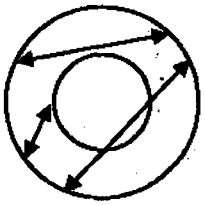


그림 2. D2 형태 함수
Fig. 2. D2 Shape function.

태 함수를 이용하여 형태 분포를 생성하는 일이다.

앞에서 이미 설명을 하였던 임의의 두 점과 D2 형태 함수를 가지고 형태 분포를 생성한다. 형태 분포의 구성은 1024 제곱승의 샘플을 통하여 이루어진다. 이렇게 구해진 결과를 통하여 1024 빈의 히스토그램을 생성하게 된다. 마지막으로 비교, 저장을 위하여 양자화 과정을 통해 1024 빈의 히스토그램을 최종 64(V)개의 일련의 수로 저장한다. 이렇게 구해지는 64개의 일련의 수가 최종적으로 형태 기술자로서 사용된다.

다. 비유사성 측정

3차원 객체에 대해서 앞의 과정을 거쳐서 형태 분포가 생성되면 두 개의 3차원 객체에 대한 비 유사성을 측정하게 된다. 이를 위하여 Osada는 8개의 알고리즘을 비교평가를 하였다. 그 결과 PDF L_1 norm 방법이 비교적 우수한 성능을 보였다[1].

$$\mathrm{PDF}\,L_N : D(f,g)=\left(\int |f-g|^N\right)^{1/N} \quad (2)$$

비 유사성 값을 측정하기 전에 고려되어 할 사항이은 정규화 과정이다. 생성된 형태 기술자가 3차원 객체의 크기에 강건하기 위해서는 반드시 정규화 과정을 거쳐야만 한다. 이 과정은 3가지 방법들을 가지고 실험 평가를 가졌다.

그림 3.4에서 보면 a는 최대값을 정렬시키는 방법이고 b는 중앙 값을 정렬시키는 방법이며, c는 모든 요소를 비교하여 가장 작은 비 유사성 값을 갖도록 정렬시키는 방법이다.

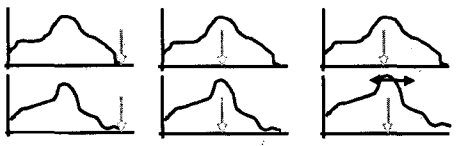


그림 3. 정규화
Fig. 3. Normalization.

라. D2 형태 함수 분석

D2 형태 함수를 살펴보면 Osada는 자신의 논문에서 여러 가지 대표적인 객체의 형태 특성을 측정할 수 있는 형태 함수[A3, D1, D2, D3, D4]을 비교 실험을 함으로서 D2 형태 함수에 대한 우수성을 기술하였다[1].

D2 형태 함수는 3차원 객체를 이루고 있는 표면의 두 점 사이의 유클리안 거리를 측정한다. D2 형태 함수는 그림 5에서 보는 것과 같이 이해가 쉽고 계산이 단순하다. 이러한 단순성에도 불구하고 D2 형태 함수는 단순한 변화(translation, rotation)에 강건하다.

이러한 장점에도 불구하고, 이 D2 형태 함수는 단점을 가지고 있다. 바로 3차원 객체의 부분적 자세 변화에 민감성이다. 예를 들어 D2 형태 함수에 의한 형태 분포는 차려 자세의 사람과 팔, 다리를 벌린 사람이 서로 다른 형태 분포를 가지게 된다. 같은 객체 임에도 불구하고 팔, 다리와 같은 객체의 일부분의 자세 변화에 따라 형태 분포가 달라지게 된다. 이것은 같은 객체, 같은 클래스를 구별해 내야 하는 검색 기술자에서는 큰 약점이 될 수 있다.

그림 4에서 보는 것과 같이 같은 객체라 할지라도 그 팔, 다리의 자세 변화에 따라 객체 판단에 있어서 다른 객체로 판정할 가능성이 높아진다. 이러한 문제의 원인은 D2 형태 함수에서 찾아볼 수 있다. D2 형태 함수는는 임의의 두 점 사이의 유클리안 거리를 구하게 되는데 그 두 점 사이의 직선이 외부를 통할 경우에는 3차원 객체의 일부분의 자세가 변화할 경우 그 직선의 길

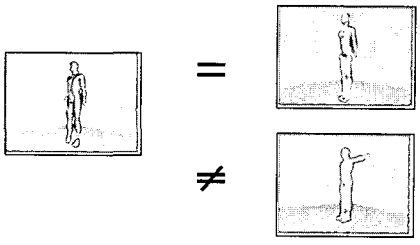
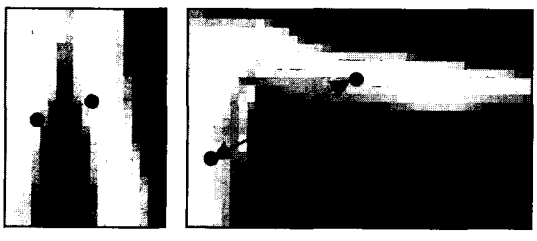


그림 4. 검색 오류 예
Fig. 4. Example of fault retrieval.



(a) (b)

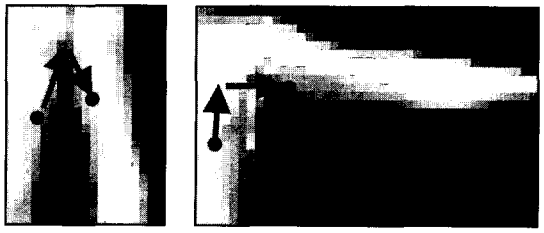
그림 5. 자세에 따른 D2 형태 함수
Fig. 5. D2 Shape function in pose.

이가 외부에 영향을 받아 변한다. 자세 변화에 따른 외부 공간의 변화가 바로 여과 없이 영향을 미친다.

그림 5에서 보면 두 점이 선택된 임의의 두 점이며, 직선이 D2 형태 함수에 의한 직선이다. (a)는 팔을 내리고 있는 3차원 객체의 부분 그림이며, (b)는 팔을 벌리고 있는 그림이다. 위의 그림을 보는 것과 같이 팔의 자세 변화에 따라 그 두 점의 유클리안 거리가 달라지고 있다. 그 이유는 이 직선이 3차원 객체 외부공간을 통하여 이루어지기 때문이다.

3. 제안하는 형태 함수

본 논문에서 제안하고 있는 형태 함수는 외부 공간에 영향을 받지 않고 부분적 자세 변화에 강건한 방법인 표면을 지나는 최단 경로 거리 함수이다. 3차원 객체의 전체적인 형태의 특성을 잘 표현하고, 자세 변화에 강건한 형태 함수로 최단 경로 형태 함수를 선택한다.



(a) (b)

그림 6. 객체 표면에서의 최단 경로
Fig. 6. Shortest path in object surface.

그림 6에서 보는 것과 같이 그 경로는 3차원 객체의 외부를 통하지 않고 표면 위에서만, 즉 내부에서만 이루어진다. 앞에서 이야기 한 것처럼 그 최단 경로의 거리는 팔 부분의 자세 변화에도 그 길이가 일정하다. 따라서, 이러한 표면 최단 경로 함수를 이용하여 기존 방법에서 부분적 자세 변화에 민감한 D2 형태 함수의 약점을 개선한다.

가. 최단 경로 기반 형태 함수

최단 경로는 실생활에 효율적으로 적용되는 가장 보편적인 수학적 개념이다. 특히 다각형의 표면상에서의 최단 경로의 계산은 로보틱스, 지리 정보 시스템, 의학 영상, 저고도 비행 모의 실험, 물의 흐름 분석 등의 많은 분야에서 중심적인 문제로 자리잡고 있다. 대부분의 적용 환경에서 보면 정확한 최단 경로를 계산하기 위한 알고리즘을 적용하기 보다는 효율성 면에서 근사적 최단 경로 알고리즘[3]을 적용하였다.

다각형의 표면상에서의 최단 경로의 개념은 여러 응용 분야에서 실제적으로 많이 이용되고 있지만, 3차원 모델의 형태를 표현하는데 있어서는 그 적용사례가 드물었다. Masaki Hilaga[2]는 자신의 논문에서 최단 경로를 이용한MRG(Multiresolutional Reeb Graph) 개념을 적용하였다.

본 논문에서 적용하는 알고리즘은 가장 보편적으로 사용되고 있는 Dijkstra의 알고리즘[4]을 적용한다. Dijkstra의 알고리즘은 가중치 그래프에서 두 정점 사이의 최단 경로의 거리를 구하기 위한 방법으로서 그 단순성과 효율성의 강점으로 선택하였다. Dijkstra의 알고리즘을 적용하면 꼭지점 * 꼭지점 크기의 행렬을 얻게 되는데 그 행렬을 우리는 DM이라고 부르며 그 각각의 요소들은 행.렬에 해당하는 꼭지점들 사이의 최단 경로의 거리 값을 가진다. 만약 꼭지점 사이의 경로가 존재하지 않는 경우라면 그 값은 무한대의 값을 가지며 그 요소에는 무한대 표시를 한다.

형태 분포를 구성하기 위하여 구해진 DM을 이용하는데, 어떤 3차원 모델들은 모든 구성 면들이 결합되지 않아 그 구성 꼭지점 사이의 경로가 존재하지 않는 경우도 발생한다. 우리는 이런 경우를 위하여 경로 연결 방법을 적용하여 모든 꼭지점들 사이의 경로, 즉 최단 경로의 거리 값을 가지는 최종 DM을 계산한다.

나. 경로 연결

대상이 되는 3차원 객체 데이터 집합들은 네트워크를 통하여 자유롭게 얻어와 이용할 수 있다. 그런데 이런 데이터들이 모두가 완전한 데이터들만 존재하는 것은 아니다. 3차원 객체를 구성하고 있는 면들이 모두 연결되어 모든 표면에서의 경로들이 기본적으로 존재하는 객체들도 있지만, 그렇지 못한 데이터들도 존재한다. 후자의 경우 3차원 객체들은 본 논문의 알고리즘, 즉 최단 경로를 이용하는 알고리즘을 직접 적용하기가 어렵다. 이러한 부분을 위해서 원래 연결되어야 할 면들 사이의 연결을 임의적으로 연결시켜준다.

본 논문에서는 연결되어야 하는 면들의 꼭지점 사이는 거리상으로 거의 밀접해 있다는 가정 하에서 연결 알고리즘을 적용한다. 위의 경로 연결 알고리즘을 통하여 우리는 경로가 존재하지 않는 3차원 객체들에 대하여 거리에 의한 연결 과정을 통해 최종적으로 모든 꼭지점들 사이의 최단 경로의 거리 값을 가지는 행렬을 얻게 된다.

다. 두 점에 대한 근사적 최단 경로 거리 측정

제안하는 검색 기술자에서 이용하는 형태 함수는 3차원 객체의 표면 위의 두 점에 대한 최단 경로의 거리를 계산한다. Dijkstra의 알고리즘을 적용하고 경로 연결과정을 통해서 구해지는 최종 DM은 꼭지점들 사이에 대한 최단 경로의 거리 값을 가지게 된다. 실제 우리가 구성할 형태 분포는 꼭지점들이 아니라 표면의 점들이다. 이를 통해 얻어진 DM을 이용하여 최종 두 점들 사이에 대한 최단 경로의 거리를 계산한다.

먼저 앞에서 기술한 공식에 의해서 임의의 두 점이 정해지면 임의의 두 점이 속한 두 삼각형의 세 개의 꼭지점들을 이용하여, 임의의 두 점 s, t를 구하게 되므로 두 개의 삼각형 A, B가 정해지고 세 개의 꼭지점 두 쌍 A-1, A-2, A-3, B-1, B-2, B-3 가 정해진다. 두 삼각형에 대한 꼭지점들 사이의 관계를 살펴보면, 총 9개의 조합이 이루어진다. 이 9개의 조합의 최단 경로의 거리와 임의의 두 점에서 각 각의 조합까지의 거리를 합하여 최종 9개 조합의 거리를 계산한다. 이 9개의 조합들 중에서 가장 최단의 거리를 가지는 조합을 선택한다. 결국 선택된 거리가 표면에서의 임의의 두 점에 대한 근사적 최단 경로 거리가 된다.

Ⅲ. 실 험

평가는 기본적 Osada가 제안한 SD(Shape Distribution)방법과 비교 평가한다. 실험 평가에서 사용되는 데이터 집합은 프린스턴 대학의 The Princeton shape benchmark이다. 이 benchmark는World Wide Web에서 수집한 3차원 모델로 이루어져 있다. 이것은 3차원 객체의 기하학적 정보를 담고 있는 .off 파일형식으로 되어있으며 총 1,814개의 객체들을 가진다[1].

평가는 부분적 자세 변화에 대한 강건함의 비교평가, 여러 가지 클래스에 대한 분류 판단 정확도 등에 대해서 측정하여 평가하였다.

1. 부분적 자세 변화

같은 3차원 객체에 대한 부분적 자세 변화에 대한 강건함에 대한 비교 평가를 실험한다. 그림 7은 실험 데이터 두 해골 객체의 그림이다. 실험 데이터는 해골 객체이며 객체 1은 서있는 모습의 해골이며, 객체 2는 뛰는 모습의 해골이며 팔, 다리가 다른 형태를 갖는다. Osada가 제안한 SD와 이 논문에서 제안하는 알고리즘에 의한 기하학적 히스토그램에 대한 변화와 두 객체 사이의

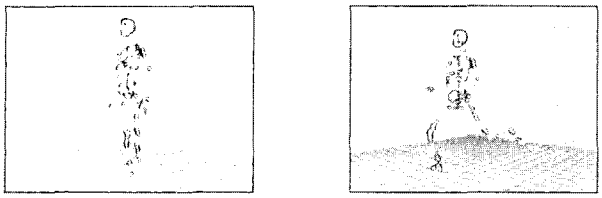


그림 7. 해골 객체의 자세 변화
Fig. 7. Pose variation of skeleton object.

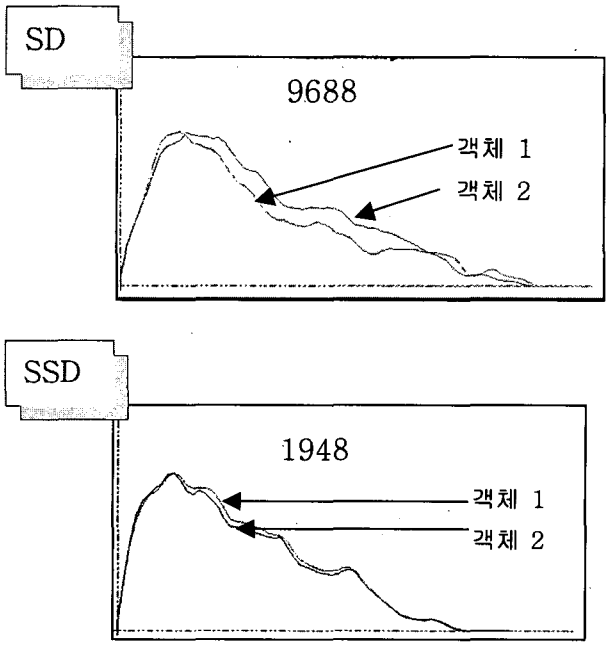


그림 8. 해골 객체의 기하학적 히스토그램, (a) SD 함수를 이용한 히스토그램, (b) 제안하는 함수(SSD 함수)를 이용한 히스토그램
Fig. 8. Geometric histogram of skeletons, (a) histogram using SD function, (b) histogram using proposed function.

비 유사성을 측정한다. 여기에서 비 유사성 측정은 PDF L_1 norm 의 방법으로 구한다.

그림 7, 8에서는 서로 다른 자세의 해골 객체와 그에 대한 기하학적 히스토그램에 대한 변화를 보여주고 있다. 이를 통해 기존 방법의 경우 기하학적 히스토그램의 모양이 차이를 보이는 반면 제안한 방법에 의한 형태 분포는 기존 방법보다 더 유사한 히스토그램을 확인할 수 있다. 비 유사성 측정 결과를 살펴보면, 기존 SD는 비 유사성 값이 9688이라는 수치를 나타내며, 제안한 방법의 경우는 비 유사성 값이 1948의 수치가 갖는다. 수치상으로 보아도 제안한 방법이 적은 비 유사성을 가지므로 두 객체를 유사한 객체로 판단할 수 있다. 즉 기존 형태 분포보다 이 논문에서 제안한 최단 경로에 의한 형태 분포가 부분적 자세 변화에 강건하다는 것을 확인할 수 있다.

2. 유사성 평가

이번 평가의 대상은 대표적인 관절 객체인 사람 클래스에 대한 그 유사성에 대한 평가이다. 이 관절 객체는 SD의 약점으로서 언급이 된 부분이다. 실험은 10가지 다른 자세를 가지는 다른 사람에 대한 유사성을 평가하여 다이어그램 형태로 표현한다. 각 셀은 해당 두 객체의 유사성을 10단계의 그레이 스케일(Gray Scale)로 표현하였으며 어두울수록 두 객체가 유사하다는 것을 나타내며 밝을수록 두 객체가 유사하지 않다는 것을 나타낸다.

그림 9에서 1~4번의 객체들은 차려 자세와 유사한 객체들이고, 5~10번의 객체들은 팔과 다리를 벌린 자세를 취하고 있는 객체들이다. 그러므로 5-10번의 객체가 비슷한 자세를 가진 객체들이고, 그 외 1-4번의 객체들이 비슷한 자세를 가진 객체들이다. 이 두 유사한 자세 사이의 구분은 점선으로 표시한다.

그림 10에서 SD 함수를 이용한 유사도 히스토그램을 살펴보면 점선 왼쪽의 객체와 오른쪽의 객체 사이의 유사성이 뚜렷이 구분이 된다. 즉 같은 객체라도 팔과 다리를 벌리고 있는 자세에 따라 그 유사성이 확연히 달라진다. 그에 반면 그림 11에서, 제안한 방법은 사각형 안과 밖의 객체들 사이의 유사성이 비슷하다. 수치적으로 보면 SD는 유사한 자세의 객체들의 비 유사성 값

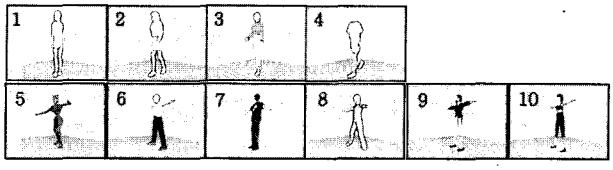


그림 9. 10개의 사람 객체
Fig. 9. 10 Human objects.

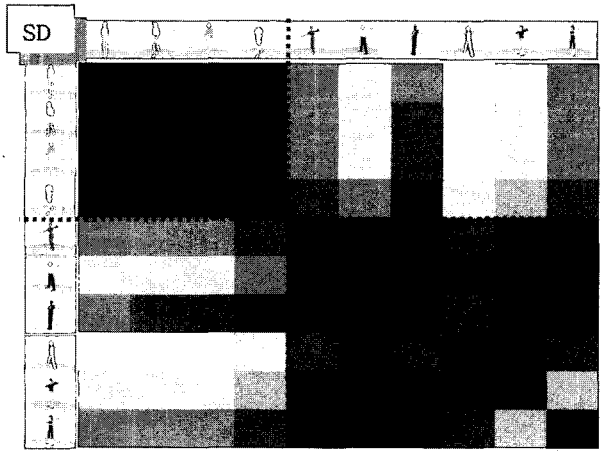


그림 10. SD함수를 이용한 유사도 히스토그램
Fig. 10. Similarity histogram using SD function.

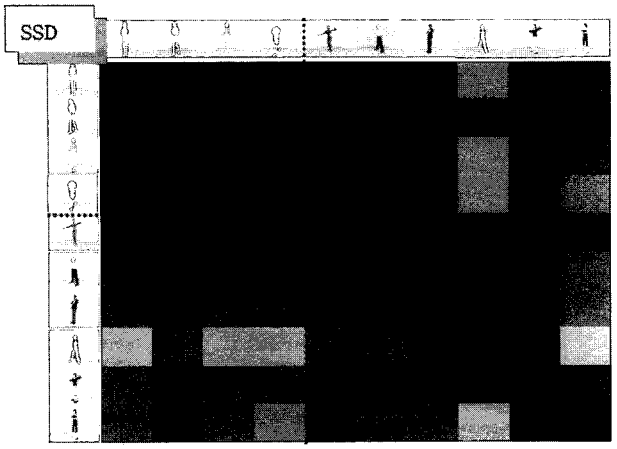


그림 11. 제안하는 함수를 이용한 유사도 히스토그램
Fig. 11. Similarity histogram using proposed function.

의 평균은9698.6이고, 자세가 다른 객체들의 비 유사성 값의 평균은 17982.6이다. 제안한 방법의 경우는 자세가 다른 객체들의 비 유사성 값의 평균은 6533.7이고, 유사하지 않은 객체들의 비 유사성 값의 평균은 8200.5이다. 기존의 SD의 경우 자세에 따라 유사도가 상당히 차이가 나지만 제안한 방법은 자세 변화에도 그 유사도가 비슷한 수치를 나타낸다. 그러므로 기존의 SD는 같은 클래스의 객체라도 그 자세에 따라 다른 값을 가지게 되며 그 유사성이 약해지는 약점이 존재하는데, 이에 반해 제안한 방법은 같은 클래스의 객체 사이에서는 그 자세가 변화더라도 그 유사성을 유지하고 있는 강점을 가진다.

3. 검색 정확도

이번 실험 평가는 검색 기술자의 정확도 평가에서 많이 쓰이는 First Tier, Second Tier, Nearest Neighbor에 대한 정량적인 성능을 평가 하였다.

질의 객체가 속한 클래스의 객체 수가 k라 하면 first tier는 순위 k안에 질의와 동일한 클래스의 객체가 차지하는 비율을 말하고, second tier는 순위 2k안에 차지하는 비율이다. Nearest neighbor는 질의 객체의 클래스의 모든 객체들이 검색되는 최소의 순위 안에 질의 객체의 클래스의 객체들이 차지하는 비율이다[1].

23개의 클래스들의 100개의 객체들에 대하여 실험한다. 표 1은 실험2에서 사용한 10개의 사람 객체들을 질의로 할 때 검색 정확도의 평균값이다. 표 2는 23개의 클래스들에서 각 각의 클래스에서하나의 객체를 선정하여 모두 23개의 객체들을 질의로 할 때 검색 정확도에 대한 평균값이다.

대표적인 관절 객체인 사람의 경우 first tier는 약 13.7%, second tier는 약 34.5%, nearest neighbor는 약 20.8% 검색 정확도가 향상을 보인다. 일반 객체의 경우 first tier는 약 12.3%, second tier는 약 9.2%, nearest neighbor는 약 13.5% 검색 정확도가 향상되었음을 확인할 수 있었다.

표 1. 사람 객체를 이용한 정확성 평가
Table 1. Retrieval performance using human objects.

사람 객체	First Tier	Second Tier	Nearest Neighbor
SD	45.6%	62.5%	26.5%
제안하는 방법	69.3%	97%	57.3%

표 2. 일반 객체를 이용한 정확성 평가
Table 2. Retrieval performance using other objects.

사람 객체	First Tier	Second Tier	Nearest Neighbor
SD	50.3%	64%	28.1%
제안하는 방법	62.6%	73.2%	41.6%

Ⅳ. 결 론

본 논문에서는 우수한 3차원 모델 검색 시스템을 위하여 표면 거리를 기반으로 한 형태 기술자를 제안하였다. 이 방법은 기존 D2 형태 함수 기반의 형태 분포가 부분적 자세 변화에 민감하다는 문제점을 해결하였다. 본 논문에서 사용하고 있는 최단 경로를 기반으로 한 형태 함수는 기존 방식의 기본적인 성능은 유지하면서도 부분적 자세 변화에 강건한 특징을 여러 가지 실험 평가를 통하여 확인하였다.

앞으로 보완하여야 할 부분은 먼저 표면에서 경계선을 따라가는 현재의 경로 전략을 표면의 면을 유연하게 따라 움직이는 경로 전략으로 교체할 필요가 있다. 그리고 경로가 존재하지 않는 객체에 대한 현재의 경로 연결 전략은 보다 체계적으로 수정 보완이 필요하다.

참 고 문 헌

[1] R. Osada, T. Funkhouser, B. Chazelle, and D. Dobkin, "Shape Distribution," ACM TOGS, Vol. 21, No. 4, pp. 807~832, October 2002.
[2] C. Zahn, R. Roskies, "Fourier descriptor for plane closed curves," Computer Graphics and

Image Processing, Vol. 21, pp. 269~281, 1972.
[3] M. Hilaaga, Y. Shinagawa, T. Kohmura and T. Kunii, "Topology Matching for Fully Automatic Similarity Estimation of 3D Shapes," Proc. ACM SIGGRAPH, pp. 203~212, Aug 2001.
[4] R. Kasturi, Varadarajan, K. Pankaj and Agarwal, "Approximating Shortest Paths On A Nonconvex polyhedron," Society for Industrial and Applied Mathematics, Vol30 No 4, pp. 1321~1340, 2000.
[5] E. Dijkstra, "A note on two problem in connexion with graphs," Numerische Mathematick 1, pp. 269~271, 1959.

저 자 소 개

박 현(학생회원)
1998년 원광대학교 전기공학과 학사 졸업.
2000년 한양대학교 컴퓨터공학과 석사 졸업.
2006년 현재 한양대학교 컴퓨터 공학과 박사과정.
<주관심분야 : 영상처리, 컴퓨터 비전, 패턴인식, 등>

김 재 협(학생회원)
2001년 한양대학교 전자계산학과 학사 졸업.
2003년 한양대학교 컴퓨터공학과 석사 졸업
2006년 현재 한양대학교 컴퓨터 공학과 박사과정.
<주관심분야 : 영상처리, 컴퓨터 비전, 패턴인식 등>

문 영 식(평생회원)
1980년 서울대학교 공과대학 전자공학과 학사 졸업.
1982년 한국과학기술원 전기전자 공학과 석사 졸업.
1990년 Ph.D. in Department of Electrical and Computer Engr. University of California at Irvine.
1982년~1985년 한국전자통신연구소 연구원.
1989년~1990년 InnoVisionMedical 선임연구원.
1990년~1992년 생산기술연구소 선임연구원.
1992년~현재 한양대학교 전자계산학과 정교수.
<주관심 분야 : 영상처리, 컴퓨터 비전, 패턴인식 등>