

2차원 다시점 입력 영상을 이용한 3차원 모델 재구성과 3차원 동작 인식에 대한 연구 동향

홍광진* · 정기철**

1. 서 론

최근 컴퓨터의 보급과 빠른 성능 향상으로 일상 생활에 컴퓨터 시스템이 접목되고, 유비쿼터스와 인터넷은 시간과 장소를 구애 받지 않고 사용자가 다양한 정보를 이용할 수 있는 환경을 제공하게 되었다. 이와 함께 컴퓨터가 일방적으로 정보를 제공하는 것에서 한걸음 더 나아가 사용자의 기호와 상황에 적합한 정보를 제공할 수 있는 사용자와 상호작용이 가능한 컴퓨팅 환경에 대한 연구가 활발히 이루어지고 있다.

일반적으로 상호작용이 가능한 컴퓨팅 환경을 위해서는 사용자의 형태나 동작의 인식이 이루어져야 하는데, 이를 위해서 다양한 센서들이 개발되고 있다. 그러나 대부분의 센서 기반 인식 방법은 사용자가 추가적인 장치를 설치, 또는 착용해야 하기 때문에 자연스러운 컴퓨팅 환경을 제공할 수 없다는 단점이 있다. 반면에 카메라 기반의 인식 방법은 입력 영상을 바탕으로 컴퓨터 비전, 영상처리, 패턴인식 등의 기술을 이용하여 사용자의

형태나 동작을 인식하기 때문에 사용자에게 보다 자연스럽고 직관적인 환경을 제공할 수 있다.

특히, 3차원 물체 재구성과 3차원 동작 인식 기술은 최근의 지능형 인터랙티브 환경이나 인터랙티브 콘텐츠/아트 분야에서 매우 중요한 부분을 차지하고 있으며, 하드웨어 성능의 발달과 알고리즘의 정확도 및 속도 향상과 더불어 다양한 분야로의 확장이 가능하다(그림 1).

3차원 정보를 기반으로 하는 인식 방법에 대해 이야기하기에 앞서 컴퓨터 비전 기반의 인식 방법에 대해 살펴보도록 한다. 가장 기본적인 컴퓨터 비전 기반의 인식 방법은 한 대의 카메라를 통해 입력 받은 2차원 영상에서 추출된 특징값을 이용

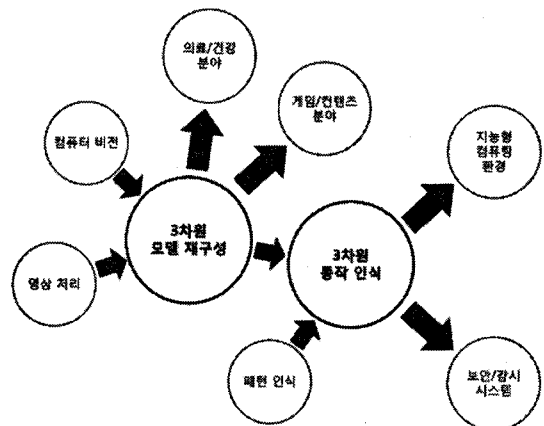


그림 1. 3차원 물체 재구성 및 3차원 동작 인식 기술의 기반 기술과 적용 가능 분야.

※ 교신저자(Corresponding Author) : 정기철, 주소 : 서울시 동작구 상도5동 숭실대학교(156-743), 전화 : 02)812-7520, FAX : 02)822-3622, E-mail : kcjung@ssu.ac.kr

* 숭실대학교 미디어학부 비전임강사 (E-mail : hongmsz@ssu.ac.kr)

** 숭실대학교 미디어학부 부교수

※ 본 연구는 한국과학재단 국제협력연구사업(F01-2008-000-10175-0) 지원으로 수행되었음.

하는 것이다. 이 방법은 특징값 추출과 비교에 필요한 계산량이 적기 때문에 빠른 인식 결과를 얻을 수 있다. 그러나 2차원 정보로 구성된 영상에서 추출된 특징값은 3차원 정보로 이루어진 공간 안에 존재하는 인식 대상을 표현하는 데에 한계가 있기 때문에 카메라의 위치와 시점이 고정된 환경에 적용하여 사용한다. 이러한 문제를 해결하기 위해, 다양한 시점에서 촬영된 영상을 이용한 특징값 추출 방법이 제안되었다. 이 방법은 다시점 카메라를 통해 입력 받은 다수의 영상 세트와 미리 저장된 다양한 동작에 대한 실제 또는 가상의 다시점 카메라 영상 세트를 비교하여 가장 많은 수의 영상이 일치하는 세트를 입력 영상의 동작으로 결정한다. 그러나 인식률은 카메라 시점의 수에 비례하여 증가하기 때문에 특징값 비교 시간이 오래 걸린다는 단점이 있다. 이와 같이, 2차원 영상을 기반으로 하는 인식 방법들은 실시간으로 데이터를 처리할 수 있다는 장점이 있는 반면에 카메라 시점에 제약을 많이 받으며, 설치 환경에 따라 사용할 수 있는 동작이나 포즈의 종류도 제한적이라는 단점을 가진다.

이러한 단점을 해결하기 위해, 2차원 영상을 이용한 3차원 물체 재구성 방법과 3차원 데이터를 이용한 동작 인식 방법에 대한 다양한 연구가 진행되고 있다. 일반적으로 3차원 물체 재구성 방법은 영상 입력, 카메라 보정, 3차원 모델 재구성의 과정으로 이루어진다. 영상 입력 단계에서는 다시점의 카메라 영상을 획득하고, 카메라 보정을 통해 카메라의 내·외부 파라미터를 계산하고, 계산된 파라미터를 이용하여 3차원 모델을 재구성한다. 또한 3차원 모델 기반 인식 방법의 경우, 2차원 영상과 비교하여 데이터 양이 매우 크기 때문에 정확도가 높고 환경의 제약을 적게 받는다는 장점이 있지만, 인식 속도가 느리다는 단점 때문에

특징값 추출 방법이 성능에 큰 영향을 주게 된다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 3차원 모델 재구성 방법을, 3장에서는 3차원 동작 인식 방법을 비교, 설명하고, 4장에서는 결론 및 향후 전망을 다룬다.

2. 3차원 모델 재구성

3차원 모델을 재구성하기 위해서는 해당 물체를 구성하는 각 부분의 3차원 구조를 파악해야 한다. 일반적으로 3차원 물체를 재구성하기 위해서는 2개 이상의 다시점 입력 영상을 사용한다.

3차원 물체 재구성을 위한 방법은 제약 조건에 따라 스테레오 매칭을 이용하는 방법과 실루엣을 이용하는 방법, 영상 간의 일관성을 이용하는 방법으로 구분 할 수 있다. 표 1은 각각의 방법들의 장점과 단점을 정리한 것이다.

2.1 다시점 스테레오 매칭 방법

일반적으로 스테레오 매칭 알고리즘은 두 개의 입력 영상을 통해 계산된 disparity map을 이용하여 영상 내의 픽셀에 대한 3차원 위치 정보를 생성하는 방법이다. 다시점 스테레오 매칭 방법[1,2]은

표 1. 3차원 모델 재구성 방법의 비교

	장 점	단 점
다시점 스테레오 매칭	다시점 영상에 대한 정확한 3차원 데이터 계산이 가능함	가려진 부분, 텍스처 상태 등의 제약 사항에 대한 데이터 재구성이 어려움
실루엣 기반 재구성	구현이 쉬움	물체의 형태를 완벽히 재구성하지 못함
영상 간의 일관성 기반 재구성	물체의 실제 형태에 가깝게 재구성이 가능함	결과가 조명의 상태에 영향을 많이 받음



그림 2. 다시점 스테레오 매칭 방법을 이용한 3차원 모델 재구성 결과(1).

이를 확장하여 다수의 입력 영상들 간의 disparity map을 생성하고, 생성된 map의 최적화를 통해 물체에 대한 3차원 데이터를 얻는다. 이 방법은 여러 개의 disparity map을 이용하기 때문에 보다 정확한 3차원 데이터의 계산이 가능하다는 장점이 있다(그림 2).

그러나 스테레오 매칭을 이용하는 방법의 경우, 계산된 점들 사이의 상관 관계(상대적인 위치, 이웃한 점)를 알 수 없고, 텍스처의 변화가 없는 균일한 영역이나 가려진 부분에 대한 3차원 데이터의 계산이 불가능하다는 단점이 있다.

2.2 물체의 실루엣을 이용하는 방법

물체의 실루엣을 이용하는 3차원 물체 재구성 방법은 다시점 입력 영상에서 물체의 실루엣 영역을 추출하고 이를 조합하여 3차원 물체를 재구성한다. 이렇게 생성된 결과는 visual hull이라고 부르며, 실제 물체를 근사화하여 표현한다.

가장 기본적으로 visual hull을 생성하는 방법

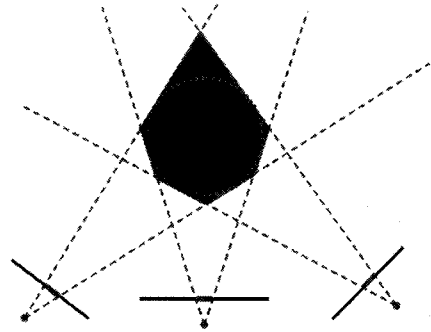


그림 3. 실루엣 영상 간의 교집합을 계산하여 visual hull을 생성한 결과.

은 voxel을 이용하는 방법이다[3]. 3차원 공간 상에 생성된 voxel을 각각의 영상에서 추출된 실루엣 영상에 역투영(back-projection)하여 실루엣 영역 바깥에 투영되는 voxel 데이터를 삭제하면, 최종적으로 얻어지는 결과는 모든 실루엣들의 교집합 영역이 된다(그림 3).

또한 voxel 기반의 재구성 방법이 계산량이 많기 때문에, voxel 데이터를 이용하지 않고 추출된 실루엣 영상들의 조합을 통해 polyhedral surface를 생성하는 방법도 있다[4]. 이 방법은 voxel 데이터를 사용하지 않기 때문에 계산 속도가 빠르다는 장점이 있는 반면에, 생성 결과가 외곽선의 이진화 결과에 영향을 받는다는 단점이 있다(그림 4).

실루엣 기반의 3차원 물체 재구성 방법은 알고리즘이 매우 단순하기 때문에 구현이 쉽다는 장점이 있으나, 생성된 결과가 오목한 형태를 표현하

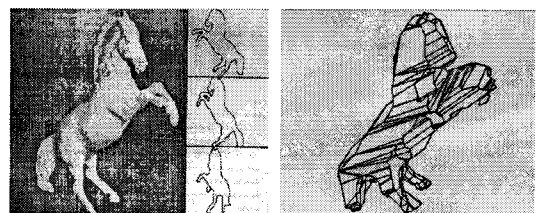


그림 4. polyhedral surface 생성 방법을 이용한 3차원 모델 재구성 결과(4).

지 못한다는 단점이 있다.

2.3 영상 간의 일관성을 이용하는 방법

영상 간의 일관성이란 3차원 공간에 재구성된 물체를 다시점 입력 영상 각각에 역투영 시켰을 때 생성되는 영상과 실제 영상이 동일해야 한다는 것을 의미한다. 이 조건을 만족하기 위해서는 3차원 공간 상의 한 점을 각각의 입력 영상에 역투영 시켰을 때 모든 영상에서 동일한 색상을 가져야 한다.

space carving[5] 이나 carved visual hull[6] 등의 방법은 영상 간의 일관성을 이용하여 물체를 재구성하는 방법으로 일차적으로 실루엣 기반 방법을 통해 visual hull을 생성한 후, 각각의 입력 영상에 역투영하고 영상 내에서 색상이 서로 일치하는 픽셀을 가리킬 때까지 visual hull을 구성하는 voxel을 깎아내는 방법이다(그림 5).

영상 간의 일관성을 이용한 3차원 물체 재구성 방법은 최종 결과가 실루엣 기반 방법과 달리 오목한 형태의 표현이 가능하기 때문에 보다 실제와 가까운 물체를 생성할 수 있으나, 물체 표면이 Lambertian의 특성을 가진다고 가정하기 때문에 촬영 환경을 구성하는 데에 어려움이 따른다.

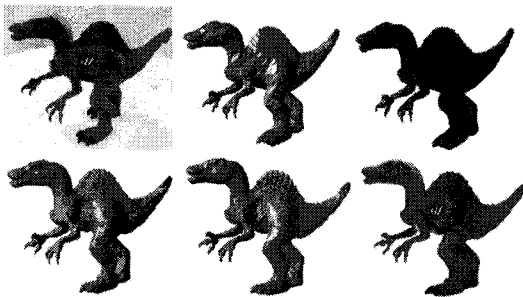


그림 5. Carved visual hull 방법을 이용한 3차원 모델 재구성 과정 및 결과(6).

3. 3차원 동작 인식

재구성된 3차원 물체는 물체를 구성하는 각 부분에 대한 명시적인 3차원 데이터를 가지고 있기 때문에, 이 데이터를 인식 방법에 적용할 경우, 3차원 공간 내부에서 사람의 동작을 잘 표현할 수 있는 특징값을 추출할 수 있고, 2차원 영상을 이용하는 방법에 비해 보다 정확한 인식 결과를 얻을 수 있다.

재구성된 3차원 물체를 이용하는 인식 방법은 추출되는 특징값의 종류에 따라 입력 영상 내의 물체의 형태를 기준으로 특징값을 추출하는 영상 기반 방법과 물체의 3차원 구조를 파악하는 그래프 기반 방법, 물체를 구성하는 점들의 분포를 이용하는 히스토그램 기반 방법으로 구분할 수 있다. 표 2는 재구성된 3차원 물체를 이용하는 특징값 추출 방법을 특징값의 종류와 추출을 위해 사용된 알고리즘을 기준으로 분류하고 각각의 방법들의 장점과 단점을 정리한 것이다.

3.1 영상 기반 특징값 추출 방법

영상 기반의 특징값 추출 방법은 2차원 영상을

표 2. 3차원 동작 인식 방법의 비교

	장 점	단 점
영상 기반 특징값 추출	구현이 쉬움	인식 결과가 가려진 영역이나 카메라의 시점에 영향을 많이 받음
그래프 기반 특징값 추출	물체의 기하학적 구조를 표현하여 다양한 동작에 대한 정확한 인식 가능	특징값 추출 시간이 오래 걸림
히스토그램 기반 특징값 추출	특징값 추출 시간이 적게 걸림	물체의 종류 구분이나 확실하게 차이는 나는 동작에 대한 인식은 가능하나 제약 조건이 많음

이용한 동작 인식 방법의 인식률을 높이고, 보다 다양한 동작을 인식할 수 있도록 하기 위해 하나의 카메라 입력 영상을 미리 저장된 또는 가상으로 생성한 영상 세트와 비교를 하여 동작을 인식한다.

Kameda 등이 제안한 방법[7]은 영상에 투영된 포즈와 실루엣의 외곽선간의 관계를 통해 회전각을 결정하고 이 각각의 회전 각을 통해 포즈를 인식한다. Mori와 Malik[8]은 2D 영상에서 추출한 특징을 다 시점에서 촬영한 데이터베이스의 영상들과 매칭하여 관절을 찾고 3D 포즈를 추정하는 방법을 제안하였다. Shakhnarovich 등이 제안한 방법[9]은 frontal-view로부터 획득한 많은 데이터베이스로부터 local sensitive hashing을 통해 빠르게 상체 포즈를 추정하는 방법을 제안하였다(그림 6).

Micilotta 등이 제안한 방법[10]은 단일 영상에서 3D 상체 포즈 추정을 위해 AdaBoost를 통해 신체의 각 부분을 찾고 확률 모델을 통해 신체의 위치를 추정한다. 찾아진 신체의 실루엣과 edge map을 데이터베이스의 인공의 3차원 모델과 chamfer distance를 통해 매칭하여 3D 포즈를 추정한다. Boulay 등이 제안한 방법[11]은 가상 공

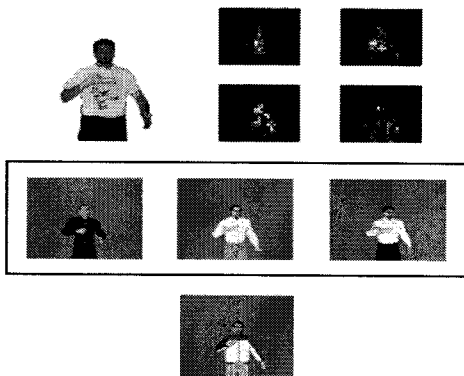


그림 6. 영상 기반 특징값 추출 방법을 이용한 동작 인식 과정 및 결과(9).

간을 모델링하고 가상의 사람모델을 통해 공간에서의 가능한 모든 포즈에 대한 실루엣 영상을 데이터베이스에 저장한다. 그리고 인식할 포즈의 실루엣과 데이터베이스의 모든 실루엣과 비교하여 포즈를 인식한다. 그러나 위의 방법들은 하나의 카메라를 사용하므로 카메라의 시점에 영향을 많이 받는다. 이러한 문제를 해결하기 위해 다 시점 입력 영상을 이용하여 특징값을 추출하는 방법이 제안되었다. Ren 등[12]은 3대의 카메라를 통해 실루엣 영상을 추출하고 추출된 영상을 데이터베이스의 영상들과 비교해 동작을 추정한다. Delamarre와 Faugeras[13]는 다른 동작임에도 불구하고 시점에 따라 비슷하게 보이는 동작들에 대한 인식을 위해 여러 대의 카메라를 설치하여 인식을 하였다. 최근에는 프로젝션 맵 기반의 star-skeleton 방법[14] 처럼 다시점 입력 영상 내에서 물체를 구성하는 각 부분의 끝 점을 검색하고, 이 점들을 3차원 공간 상에 투영하여 그 분포된 정도를 이용함으로써 특징값 비교 시간을 줄이기 위한 연구들도 이루어지고 있다(그림 7).

3.2 그래프 기반 특징값 추출 방법

그래프 기반의 특징값 추출 방법은 3차원 물체

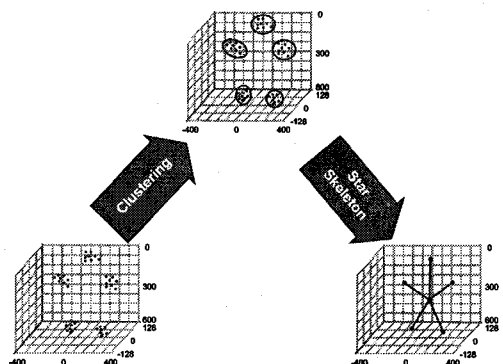


그림 7. 3차원 star-skeleton 추출 방법을 이용한 특징값 추출 과정(14).

를 뼈대 형태로 표현하기 때문에 물체를 구성하는 각 부분들(사람의 경우, 머리, 몸통, 팔, 다리 등) 간의 연결 관계와 상대적인 위치를 계산할 수 있다. 따라서 이렇게 추출된 특징값을 이용할 경우, 다양한 동작에 대해 정확한 인식이 가능하고, 특히 고해상도 입력 영상을 이용하여 3차원 물체를 재구성할 경우, 전체 특징값 중에서 물체의 각 부분을 의미하는 일부의 값만을 이용하여 비교하는 부분 영역 인식도 가능하다는 장점이 있다.

3차원 세선화[15]와 curve skeleton[16,17] 알고리즘은 2차원 공간에서 사용하는 세선화 알고리즘과 medial axis(중심축 탐색)알고리즘을 3차원 물체에 적용하는 방법이다. 이들 방법은 물체를 구성하는 점을 이용하여 기하학적 구조를 3차원으로 표현하는 것이 가능하지만, 3차원 물체 재구성 과정에서 생길 수 있는 노이즈에 민감하고, 특징값 추출 시간이 오래 걸린다는 단점을 가진다(그림 8(a, b)).

Reeb 그래프[18]는 3차원 물체의 기하학적 구조를 보다 단순화하여 표현하기 위한 방법이다. 이 방법은 물체의 구조를 파악하기 위해 3차원 물체를 일정한 간격으로 분할하고, 각각의 영역에 포함되는 점들을 클러스터링을 수행한 후, 각각의 그룹들에 대한 중심점을 찾는다. 최종적으로 이렇게 계산된 각각의 영역 내의 중심점을 연결하여 물체의 기하학적 구조를 표현한다. 이 방법은 노이즈에 덜 민감하고, 계산 시간이 적게 걸린다는 장점이 있는 반면에 분할 영역의 크기에 따라 결과의 정확도가 영향을 받는다는 단점이 있다(그림 8(c)).

3.3 히스토그램 기반 특징값 추출 방법

히스토그램 기반의 특징값 추출 방법은 물체를 구성하는 3차원 점들의 분포를 나타내는 히스토

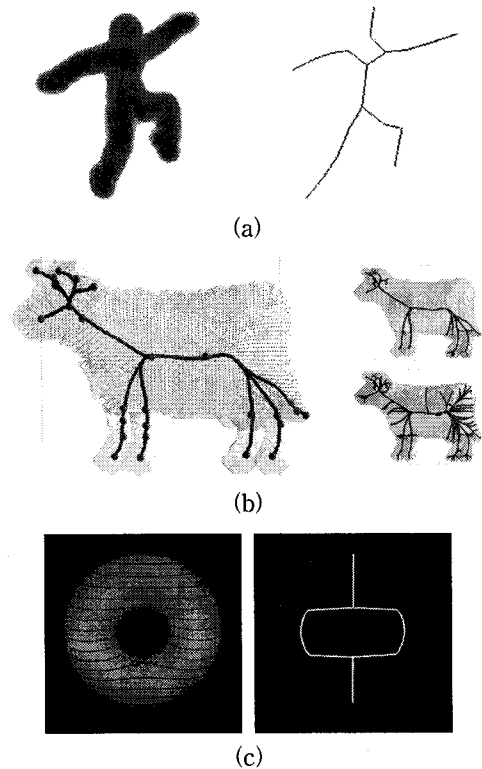


그림 8. 그래프 기반 특징값 추출 방법의 연산 결과: (a) 3차원 세선화[15], (b) Curve skeleton [16], (c) Reeb 그래프[18]

그램을 특징값으로 이용한다. 따라서 그래프 기반 방법에 비해 추출 시간이 적게 걸리지만, 물체를 구성하는 점들 간의 관계를 고려하지 않고 분포만으로 3차원 물체를 표현하기 때문에, 물체의 전체적인 특성을 파악하여 물체의 종류를 구분하거나, 확실하게 구분되는 동작의 인식이 가능하다.

spherical harmonic 방법[19]은 3차원 물체를 구성하는 모든 점들의 중심점을 찾고, 그 점을 중심으로 하는 다수의 원을 이용하여 물체를 분할한 후, 각각의 영역에 포함된 점들의 분포를 이용하여 히스토그램을 생성하는 방법이다(그림 9).

3차원 bin-distribution 방법[20,21]은 3차원 물체에 일반적인 bin-distribution 알고리즘을 적용하여 특징값을 추출하는 방법이다. 이 방법은

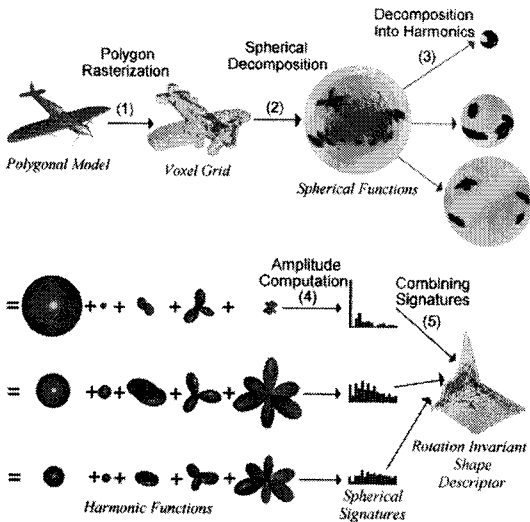


그림 9. spherical harmonic 방법을 이용한 특징값 추출 과정(19).

spherical harmonic 방법과 달리 물체의 중심점을 지나면서 물체를 모두 포함하는 원기둥을 생성하고, 생성된 원기둥을 일정한 크기로 분할한 뒤 히스토그램을 생성한다. 이 방법들은 모두 물체의 이동, 회전, 크기 변화에 영향을 받지 않고 특징값을 추출할 수 있다는 장점을 가진다(그림 10).

후-모멘트를 이용한 특징값 추출 방법[22]은 생성된 3차원 물체를 구성하는 모든 점을 하나의 평면에 누적 투영하고, 투영된 2차원 데이터(프로젝션 맵)로부터 후-모멘트를 계산한다. 일반적으로 후-모멘트는 2차원 영상에서 계산되는 모멘트를 조합하여 7개의 값을 얻는 방법으로, 앞서 설명

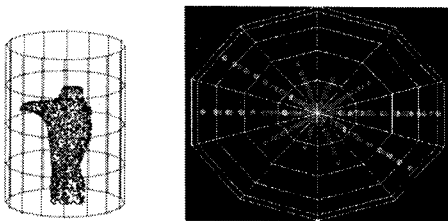


그림 10. 3차원 bin-distribution 방법을 이용한 특징값 추출 결과(20).

한 방법들과 동일하게 그 결과가 물체의 이동, 회전, 크기 변화에 영향을 받지 않는다.

그러나 히스토그램 기반 특징값 추출 방법은 물체를 구성하는 각 부분의 위치에 대한 정확한 정보를 얻을 수 없기 때문에 다양한 동작의 인식은 어렵다는 단점이 있다.

4. 결 론

서론에서 언급한 것과 같이, 컴퓨터 성능의 발달과 보급으로 기존의 2차원 영상을 기반으로 제공되던 상호작용이 가능한 컴퓨팅 환경이 보다 자연스럽고 향상된 사용자 인터페이스의 제공을 위해 우리가 살고 있는 실세계와 동일한 3차원 정보를 이용하는 환경으로 점차적으로 변화되고 있으며, 3차원 모델 재구성 방법과 3차원 인식 방법은 그 변화의 중심에서 활발하게 연구되고 있다고 할 수 있다.

3차원 모델 재구성 방법과 3차원 인식 방법은 기존의 2차원 영상 기반의 방법과 비교하여 다양한 동작이나 포즈를 인식하는 데에 높은 정확도 보이며, 많은 제약 사항들을 해결할 수 있다. 특히 3차원 모델 재구성 방법은 3차원 인식을 위한 데이터 생성의 역할 이외에도 그 생성 결과를 게임, 의류, 의료, 인터랙티브 콘텐츠/아트 분야에 적용하여 사용자에게 보다 친숙하면서 실제감을 제공할 수 있다.

이처럼 3차원 데이터를 기반으로 하는 인식과 재구성 방법들은 하드웨어의 발달과 더불어 보다 높은 사실성을 지니면서 생성 및 인식의 속도도 빠른 알고리즘이 지속적으로 제안되고 있으므로 그 활용 분야가 보다 확장될 수 있을 것이다.

참 고 문 헌

[1] F. Yasutaka and P. Jean, "Accurate, Dense, and

- Robust Multi-View Stereopsis," IEEE Conference on In Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 1-8, 2007.
- [2] M. Goesele, N. Snavely, B. Curless, H. Hoppe, and S. Seitz, "Multi-View Stereo for Community Photo Collections," IEEE 11th International Conference on Computer Vision, pp. 1-8, 2007.
- [3] R. Szeliski, "Rapid octree construction from image sequences," Computer Vision, Graphics and Image Processing: Image Understanding, Vol. 58, No. 8, pp. 23-32, 1993.
- [4] B. Baumgart, "Geometric Modeling for Computer Vision," Stanford Artificial Intelligence Laboratory, Memo no. AIM-249, Stanford University, 1974.
- [5] K. N. Kutulakos and S. M. Seitz, "A Theory of Shape by Space Carving," International Journal of Computer Vision, Vol. 38, pp. 307-314, 2000.
- [6] F. Yasutaka and P. Jean, "Carved Visual Hulls for Image-Based Modeling," International Journal of Computer Vision, Vol. 81, No. 1 pp. 53-67, 2009.
- [7] Y. Kameda, M. Minoh and K. Ikeda, "Three dimensional pose estimation of an articulated object from its silhouette image," Proc. of the Asian Conference on Computer Vision, pp. 612-615, 1993.
- [8] G. Mori and J. Malik, "Estimating Human Body Configurations Using Shape Context Matching," Proc. of the 7th European Conference on Computer Vision Copenhagen, LNCS, Vol. 2352, pp. 150-180, 2002.
- [9] G. Shakhnarovich, P. Viola, T. Darrell, "Fast Pose Estimation with Parameter-Sensitive Hashing," IEEE International Conference on Computer Vision, Vol. 2, pp. 750-757, 2003.
- [10] A.R. Micilotta, E.J. Ong and R. Bowden, "Realtime upper body detection and 3D pose estimation in monoscopic images," European Conference on Computer Vision, LNCS, Vol. 3953, pp. 139-150, 2006.
- [11] B. Boulay, F. Bremond and M. Thonnat, "Applying 3d human model in a posture recognition system," Pattern Recognition Letter, Vol. 27, pp. 1788-1796, 2006.
- [12] L. Ren, G. Shakhnarovich, J. Hodgins, H. Pfister and P. Viola, "Learning Silhouette Features for Control of Human Motion," International Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques, Vol. 24, No. 4, pp. 129, 2005.
- [13] Q. Delamarre and O. Faugeras, "3D articulated models and Multi-View tracking with silhouettes," IEEE International Conference on Computer Vision, pp. 716-721, 1999.
- [14] 전성국, 홍광진, 정기철, "회전무관 3D Star skeleton 특징 추출," 한국정보과학회논문지:소프트웨어 및 응용, 제36권, 제10호, pp. 836-850, 2009.
- [15] H. Sundar, D. Silver, N. Gagvani and S. Dickinson, "Skeleton based Shape Matching and Retrieval," International Conference on Shape Modeling International, pp. 130-139, 2003.
- [16] N.D. Cornea, D. Silver, X. Yuan and R. Balasubramanian, "Computing Hierarchical Curve-Skeletons of 3D Objects," The Visual Computer, Vol. 21, pp. 945-955, 2005.
- [17] N.D. Cornea, D. Silver and P. Min, "Curve-Skeleton Properties, Applications and Algorithms," IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, Vol. 13, pp. 530-548, 2007.
- [18] M. Hilaga, Y. Shinagawa, T. Kohmura and T. Kunii, "Topology Matching for Fully Automatic Similarity Estimation of 3D Shapes," The 28th annual conference on Computer graphics and interactive techniques, pp. 203-212, 2001.
- [19] T. Funkhouser, P. Min, M. Kazhdan, J. Chen,

- A. Halderman, D. Dobkin and D. Jacobs, "A Search Engine for 3D Models," ACM Transactions on Graphics, Vol. 22, pp. 83-105, 2003.
- [20] C. Chu and I. Cohen, "Posture and Gesture Recognition using 3D Body Shapes Decomposition," The IEEE Computer Society Conference on CVPR 2005, Vol. 3, pp. 69-76, 2005.
- [21] D. Kyoung, Y. Lee, W. Baek, E. Han, J. Yang and K. Jung, "Efficient 3D Voxel Reconstruction using Pre-computing Method for Gesture Recognition," Korea-Japan Joint Workshop 2006, pp. 67-73, 2006.
- [22] K. Hong, C. Lee, K. Jung and K. Oh, "Real-time 3D Feature Extraction for Gesture Recognition without Explicit 3D Object Reconstruction," ICISVC 2008, Vol. 34, pp. 283-288, 2008.



정 기 철

- 1996년 경북대학교 컴퓨터공학과 (공학석사)
- 2000년 경북대학교 컴퓨터공학과 (공학박사)
- 1999년 방문 연구원, Machine Understanding Division, ElectroTechnical Laboratory, Japan.
- 1999년 방문 연구원, Intelligent User Interfaces Group, DFKI(The German Research Center for Artificial Intelligence GmbH), Germany.
- 2001년 박사 후 연구원, PRIP Lab., Michigan State University, U.S.
- 2003년~현재 숭실대학교 IT대학 미디어학부 교수
- 관심분야 : HCI, Interactive Contents, 영상 처리, 패턴 인식, Augmented Reality, Mobile Vision



홍 광 진

- 2004년 숭실대학교 컴퓨터학부 (공학사)
- 2006년 숭실대학교 미디어학과 (공학석사)
- 2009년 숭실대학교 미디어학과 (공학박사)
- 2009년~현재 숭실대학교 미디어학부 비전임강사
(주)미니미드립 책임연구원
- 관심분야 : HCI, 영상처리, 컴퓨터비전, 증강현실 등