

객체 특징 벡터를 이용한 3D 게임 캐릭터 그룹핑에 관한 연구

박창민*

요약

캐릭터의 그룹핑은 3D 게임에서 매우 효과적으로 게임을 즐길 수 있게 한다. 본 논문에서는 객체 특징 벡터를 이용하여 3D 게임 캐릭터를 속성에 따라 그룹핑하는 방법을 제시한다. 게임에서 움직임이 거의 없는 캐릭터(NMT)의 경우 외부가 직선에 의한 단순한 형태로 나타난다. 그러나 움직임이 많은 캐릭터(MT)는 그것과 구분된다. 이러한 특징을 가버 필터를 이용하여 추출하고 K-NN으로 그룹핑한다. 실험을 통하여 각 속성을 사용해서 그룹핑한 경우 80%를 상회하는 정확도를 얻었다. 제안한 방법은 게임진행에서 유사한 속성을 가진 캐릭터들이 효과적으로 그룹핑되어 전략적이고 속도감 있게 플레이 할 수 있는 기능을 제공한다.

A Study on 3D Game Character Grouping using Object Feature Vector

chang min Park*

Abstract

Grouping of characters in a 3D game can be very effective to play. An 3D game characters grouping method is proposed using Object Feature vector depending on their characteristics. In the case of NMT, the constitution of pattern is regular and directive. But MT is not. Such characteristic is extracted using Gabor Filter, then character is grouped. Through experiment, we obtain accuracy of more than 80% for grouping method using each feature. Thus, using this property, characters could be grouped effectively and it draws the game more speed and strategic actions as a result.

Keywords : Game Character, Object Feature Vector, Grouping, K-NN, Gabor Filter

1. 서론

게임에서 사용되고 있는 캐릭터는 각각의 역할에 따라 다양하게 표현되고 있다. 캐릭터는 게임 플레이어의 분신이며 메인캐릭터, 몬스터, NPC 등으로 분류된다[1]. 몬스터는 NPC(Non

Player Character)에 속하지만 독자적으로 유저와 플레이를 하며 인공지능(A.I)을 가지고 스스로 판단하여 움직인다. 그리고 플레이어에게 경험치를 부여하고 다양한 활동을 통해 적대적인 관계를 유지한다. 반면 NPC의 종류는 매우 다양하고 속성에 따라 그 역할이나 행동에 차이가 있지만 무척 단순하고 행동이 부자연스럽다. [2]에서는 이러한 단순하고 부자연스러운 NPC의 모션을 플레이 캐릭터의 모션을 학습하여 보다 자연스럽게 행동하도록 하는 알고리즘을 제안하고 있다. 또한 NPC가 사용자와 똑같은 수준의 정보를 가지고 유저의 행동과 유사한 지능과 행동을 하도록 지능 플랫폼이 제안되었다[3]. 이러한 연구들은 몬스터 캐릭터 또는 NPC들이 합리적이고 역할에 맞는 행동을 하도록 기대하

※ 제일저자(First Author): 박창민

접수일:2012년 05월 08일, 수정일:2012년 06월 19일

완료일:2012년 07월 20일

* 영산대학교 자유전공학부

cmpark@ysu.ac.kr

■ 본 연구는 영산대학교의 2012학년도 교내연구비 지원에 의해 연구되었음

기 때문이다.

FPS(First Person Shooting) 또는 RPG(Role Playing Game) 게임에서 몬스터와 NPC 같은 캐릭터들은 각각 속성에 따라 역할이 매우 상이하다. 게임의 흥미를 높이는 역할을 하는 반면에 단순한 패턴으로 인하여 게임을 지루하게 만드는 요소가 되기도 한다. 뿐만 아니라 유저와 상관없이 공동의 적으로 각각의 개성을 지니고 맵 곳곳에서 플레이를 보조하는 역할을 하지만 움직임이 없는 캐릭터는 유저에게 특별한 위협이 되지 않는다. 그리고 빠른 속도와 긴장을 요하는 FPS 게임의 특성을 저해하는 요소가 되기도 한다.

이와 같은 속성들은 게임디자인에서 컨셉이 달라지며 보다 폭넓은 행동으로 게임의 전략이나 전술에 영향을 준다. 따라서 캐릭터를 움직이는 타겟(Moving Target, MT)과 움직임이 없는 타겟(Non Moving Target, NMT)으로 자동 그룹핑되어 게임이 진행 된다면 유저가 게임을 보다 효율적이고 전략적으로 실행 할 수 있는 기능을 제공하게 될 것이다. MT 캐릭터들은 사람 또는 동물들과 같이 대체적으로 행동성 객체로 분류되어 맡은 임무를 수행하는 속성의 그룹으로 형성될 것이며 물건, 도구, 건물 등과 같은 NMT 캐릭터들은 움직임이 거의 없어 유저를 위협하는 행동을 하지 않는다.

캐릭터를 속성에 따라 그룹핑 하는 방법은 다양하다. 캐릭터 내부의 영역들 사이에 색상 분포의 차이를 이용한 중심 특이성, 특이성과 색상간의 상관관계 변화 그리고 캐릭터로 추정되는 영역의 경계선에 대한 에지 길이를 속성으로 하여 분류하는 방법도 있다[4]. 한편, 객체를 스케치하여 형상 정보로 이용하고 객체의 질감 및 색상 정보는 사용자가 직접 영상에서 선택하여 이들 정보를 모두 만족하는 영역을 추출하는 방법도 시도되었다[5].

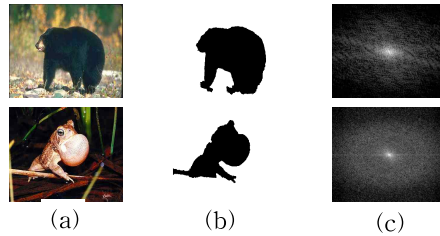
본 논문에서는 객체 특징 벡터를 이용하여 3D 게임 캐릭터를 속성에 따라 MT 와 NMT로 그룹핑하는 방법을 제시한다. 특징 벡터들은 캐릭터의 형태 정보와 텍스처 정보를 나타내며 가버 필터[6]를 이용하여 추출하고 K-NN[7]으로 그룹핑한다.

2. 특징 벡터 추출

2.1 형태 정보

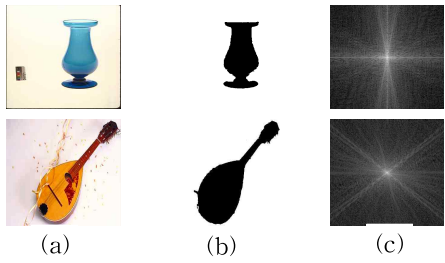
2.1.1 형태 정보의 유용성

2차원 영상에서 객체의 형태적 정보는 신뢰성이 있는 정보라고 보기는 힘들다. 그것은 같은 객체라고 하더라도 시점에 차이에 따라 투영되는 형태가 제각각 다르기 때문이다. 또한 알고리즘에 의해 자동으로 추출된 객체 영역이 정확하다고 할 수 없으며 객체 자체가 주위에 다른 객체에 의해 가려져 본래 가지고 있는 객체 형태 정보를 잃어버리는 경우도 많다. 하지만 이러한 어려움에도 불구하고 객체의 형태적인 정보는 MT와 NMT를 그룹핑 하는데 있어서 유용한 정보가 될 수 있다. 이것은 NMT의 경우 경계가 직선으로 이루어진 다각형 형태이거나 대칭적이며 비교적 단순한 형태를 띠는 데 반해 MT의 경우는 불규칙한 곡선으로 구성된 복잡한 형태를 이루는 경우가 많기 때문이다.



(그림 1) NMT의 예제 캐릭터(원영상(a), 이진영상(b) 스펙트럼영상(c))

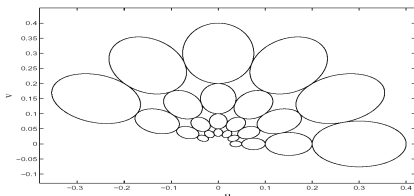
(그림 1) 은 NMT로 사용되는 캐릭터 영상과 캐릭터 영역에 대한 이진화 영상, 그리고 이진화 영상에 대한 푸리에 스펙트럼을 보여준다. 여기서 이진화 영상에 대해 스펙트럼에서 형태적 특성을 보는 것은 캐릭터 내부의 텍스처 정보를 배제하기 위함이다. NMT의 경우 스펙트럼의 형태가 강한 방향성을 띠는 것을 볼 수 있다. 이것은 경계가 직선 형태로 이루어져 있기 때문이다. 반면 (그림 2) 과 같이 MT 스펙트럼의 경우 이러한 방향성을 관찰하기 힘들다. 이는 형태적 정보가 캐릭터를 NMT와 MT로 그룹핑 하는데 유용하다는 것을 보여준다.



(그림 2) MT의 예제 캐릭터(원영상(a), 이진영상(b), 스펙트럼영상(c))

2.1.2 형태 특징 벡터 추출

가버 필터는 유용한 주파수 대역 분해 (spectral decomposition) 방법이다. 이것은 영상에서 특정 스케일(scale)과 방향(orientation)에 따른 국소 주파수 대역의 에너지를 추출할 수 있게 한다. 따라서 영상의 스케일과 방향에 따른 특징을 벡터로써 표현할 수 있으며 이것은 영상의 텍스처 특징이나 형태적 특징으로 널리 사용되고 있다[8]. 본 논문에서 객체 영역의 형태적 특성을 나타내기 위해서 (그림 3)와 같이 스케일 4개, 방향 6개 총 24개의 필터로 구성된 가버 필터 뱅크를 이용해서 하나의 영상에 대해서 24차원의 특징 벡터를 추출한다.



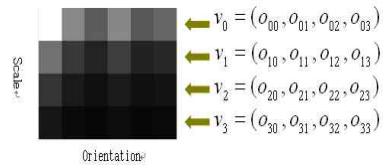
(그림 3) 특징벡터 추출을 위한 가버 필터 뱅크

2.1.3 형태 특징 벡터의 거리 계산

가버 필터를 이용한 특징 벡터는 영상의 텍스처나 형태적 특징을 잘 반영한다. 그러나 응용에 따라 주파수 대역에 대한 가중치를 달리 하여 적용할 필요가 있다. 예를 들어 객체의 형태적 정보를 추출하기 위해 객체/비객체를 구분하는 이진화 영상을 사용하는 경우 고주파 정보는 저주파 정보에 비해 중요하지 않다. 따라서 24차원의 특징 벡터를 그대로 이용하기 보다는 낮은 주파수 대역에 많은 가중치를 주어 특징 벡터의

거리를 계산한다. 유용성은 실험을 통하여 알아본다.

본 논문에서는 저주파와 고주파간의 가중치를 달리 하기 위해서 (그림 4)에서와 같이 24차원의 특징 벡터를 스케일에 따라 6차원 벡터 4개로 분할한다. 실제 거리 계산에는 식(1)에서처럼 동일한 스케일을 가지는 벡터들 간의 유클리디언 거리를 각각 계산하고 스케일에 따른 가중치를 달리 주어 가중 평균을 계산한다.



(그림 4) 24차원 특징 벡터의 분할

식(1)에서 $V = (v_0, v_1, v_2, v_3)$ 와 $V' = (v'_0, v'_1, v'_2, v'_3)$ 은 객체영상에서 추출된 특징 벡터를 의미하며 D 는 특징 벡터간의 거리를 나타낸다. w_i 는 i 스케일에서의 가중치를 의미하며 $dist$ 는 분할된 두 벡터간의 유클리디언 거리를 나타낸다.

$$D(V, V') = w_0 dist(v_0, v'_0) + w_1 dist(v_1, v'_1) + w_2 dist(v_2, v'_2) + w_3 dist(v_3, v'_3) \quad (식 1)$$

2.2 텍스처 정보

2.2.1 텍스처 정보의 유용성

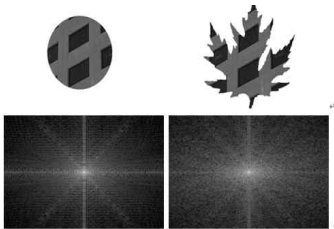
NMT의 경우 캐릭터 내부에 관찰되는 텍스처는 규칙적이고 방향성을 띄거나 텍스처가 없는 매끈한 형태이다. 반면 MT의 경우 복잡하고 불규칙적인 형태의 텍스처를 가지며 방향성을 띄지 않는다. 이것은 객체영상의 스펙트럼을 통해 확인 할 수 있다.

(그림 1.c)의 경우 객체의 내부에 규칙적이고 방향성이 있는 텍스처가 나타나는 것을 볼 수 있다. 이러한 특성은 푸리에 스펙트럼이 특정 방향을 띄는 형태로 나타난다. (그림 2.c)의 경우 희미하게 방향을 볼 수 있는 것은 객체의 형태가 푸리에 스펙트럼에 반영되었기 때문이다. 이는 MT의 경우 방향성을 나타내고 있는 텍스처를 볼 수 없다. 따라서 푸리에 스펙트럼 역시 특

정한 형태를 관찰 할 수 없다. 결론적으로 주파수 공간에서 보는 객체 내부의 텍스처 특성은 객체영상을 NMT와 MT로 그룹핑 하는데 유용한 정보이다.

2.2.2 텍스처 특징 벡터 추출

텍스처 정보를 추출하기 위해서 사용하는 필터 뱅크는 형태 특징 벡터 추출에 사용하는 방법과 동일하다. 객체의 텍스처 특징 정보를 추출하기 위해 먼저 주어진 영상에서 객체를 추출한다. 그리고 비객체 영역에 대해서는 RGB(0,0,0)로 채운다. 이것은 비객체 영역의 텍스처가 반영되는 것을 막기 위해서이다. 그 후 가버 필터를 통해서 24차원 특성 벡터를 구한다. 하지만 이 경우 객체의 형태적 정보가 내부 텍스처 정보와 섞이게 되어 텍스처 특징을 잘 반영 할 수 없다. (그림 5) 은 객체의 형태적 정보가 텍스처 정보에 어떻게 영향을 주는지를 보여준다.



(그림 5) 동일한 텍스처를 가진 객체영상의 스펙트럼

따라서 다양한 형태를 가지는 객체에서 텍스처 정보를 보다 정확히 추출해내어 활용하기 위해서는 형태적 정보를 배제해야 한다.

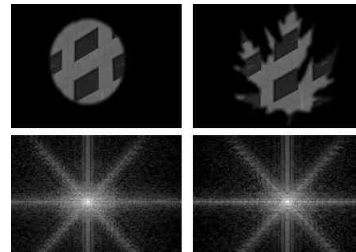
2.2.3 형태정보를 배제한 텍스처 추출과 거리계산

가버 필터는 영상의 텍스처를 분석하는 유용한 도구이며 널리 쓰이고 있다. 그러나 객체 영역만의 질감 정보를 가버 필터 이용하여 정확히 추출해 내는 것은 쉽지 않은 일이다. 이것은 객체 영역이 공간적으로 다양한 형태를 가지며, 주파수 공간에서 영상을 분석하는 가버 필터를 임의 형태의 영역에 대해 적용하기가 어렵기 때문이다. 하지만 텍스처 특징을 고주파 영역에만 한정해서 볼 경우 간단한 방법으로 객체의 형태 정보를 배제 하면서 내부 텍스처의 특징을 추출

할 수 있다.

일반적으로 객체의 형태적 정보는 저주파 영역에 주로 포함되어 있다. 따라서 가버 필터를 적용해서 추출한 24차원 특징 벡터 중에 고주파 영역에 많은 가중치를 주어 유사도를 계산 할 경우 어느 정도 만족할 만한 결과를 얻을 수 있다. 하지만 객체를 추출하고 비객체 영역을 검정색의 화소를 채울 때 객체와 비객체 간의 경계에 기존에 없던 강한 고주파 정보가 발생한다. 이는 텍스처 유사도 계산 시 에러를 발생 시키는 원인이 된다.

이러한 원인을 제거하기 위해 비객체 영역에 검정색 화소로 채운 후 객체와 비객체 간의 경계를 블러링 시킴으로써 고주파 성분을 제거 한다. 즉, 객체영상에서 객체의 형태적 정보를 어느 정도 배제한 내부 질감 정보를 추출하기 위해 객체의 경계부분을 블러링 하여 특징 벡터를 추출한 후 저주파와 고주파 간에 가중치를 달리 하여 특징 벡터간의 거리를 계산한다. 특징 벡터를 이용한 거리 계산에 사용되는 가중치는 실험에 의해 $(w_0, w_1, w_2, w_3) = (0.2, 0.0, 0.4, 0.4)$ 로 설정한다.



(그림 6) 객체 경계 영역을 블러링 한 후의 스펙트럼

(그림 6) 은 (그림 5) 의 예제 영상에서 객체의 경계에 대해 5 by 5의 평균화 필터(mean filter)를 통해서 블러링 시켰을 때 그것의 스펙트럼이 유사한 형태를 띠고 있음을 보여준다.

3. 실험 및 토의

3.1 형태 정보를 이용한 그룹핑 결과

<표 1> 은 형태 정보를 이용한 그룹핑에서

거리 계산시 스케일의 가중치에 따른 그룹핑 정확성을 보여준다. 이는 객체의 형태 정보를 이용해서 그룹핑 할 경우 저주파 영역의 정보가 상대적으로 중요함을 의미 하며 형태 특징 벡터의 거리 계산시 저주파에 해당하는 scale 0, 1 에 더 많은 가중치를 두는 것이 유용한 방법임을 보여준다.

<표 1> 스케일에 따른 가중치에 의한 분류 정확성

| | | | | | | | |
|--------------------------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| $\frac{1}{2}$ (scale 0) | 1.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.25 | 0.1 | 0.4 |
| $\frac{1}{4}$ (scale 1) | 0.0 | 1.0 | 0.0 | 0.0 | 0.25 | 0.2 | 0.3 |
| $\frac{1}{8}$ (scale 2) | 0.0 | 0.0 | 1.0 | 0.0 | 0.25 | 0.3 | 0.2 |
| $\frac{1}{16}$ (scale 3) | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 1.0 | 0.25 | 0.4 | 0.1 |
| NMT의 애러율 | 0.104 | 0.171 | 0.171 | 0.238 | 0.114 | 0.16 | 0.095 |
| MT의 애러율 | 0.18 | 0.17 | 0.19 | 0.17 | 0.16 | 0.15 | 0.16 |
| 평균 애러율 | 0.142 | 0.17 | 0.18 | 0.204 | 0.137 | 0.155 | 0.127 |

3.2 텍스처 정보를 이용한 그룹핑 결과

<표 2> 은 제안된 방법으로 텍스처 정보를 이용해서 테스트 영상 202개를 속성에 따라 그룹핑 할 때, 거리계산시 스케일의 가중치에 따른 그룹핑 정확성을 보여준다.

<표 2> 스케일에 따른 가중치에 의한 분류 정확성

| | | | | | | | | |
|--------------------------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| $\frac{1}{2}$ (scale 0) | 1.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.25 | 0.1 | 0.4 | 0.2 |
| $\frac{1}{4}$ (scale 1) | 0.0 | 1.0 | 0.0 | 0.0 | 0.25 | 0.2 | 0.3 | 0.0 |
| $\frac{1}{8}$ (scale 2) | 0.0 | 0.0 | 1.0 | 0.0 | 0.25 | 0.3 | 0.2 | 0.4 |
| $\frac{1}{16}$ (scale 3) | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 1.0 | 0.25 | 0.4 | 0.1 | 0.4 |
| NMT의 애러율 | 0.247 | 0.276 | 0.20 | 0.22 | 0.209 | 0.21 | 0.243 | 0.19 |
| MT의 애러율 | 0.1 | 0.12 | 0.07 | 0.05 | 0.08 | 0.04 | 0.08 | 0.04 |
| 평균 애러율 | 0.174 | 0.198 | 0.135 | 0.135 | 0.145 | 0.125 | 0.162 | 0.115 |

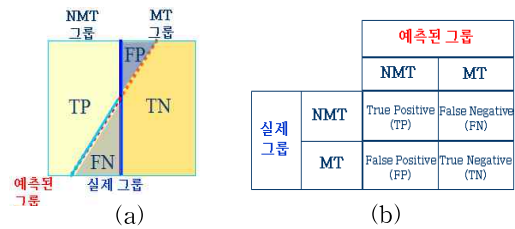
3.3 다수결 원칙에 의한 그룹핑 결과

<표 3>은 테스트 영상 202개에 대하여 속성에 그룹핑 결과의 애러율을 보여주고 있다. 각각의 방법은 모두 85% 이상의 정확성을 보여주고 있으며 이는 비교적 간단한 그룹핑 방법에도 불구하고 그룹핑에 이용한 영상 특징이 NMT와 MT의 그룹핑에 매우 유용하다는 것을 보여준다. 또한 이들의 결과를 다수결의 원칙에 따라 최종적으로 그룹핑 할 경우 정확성이 상승하는 것을 볼 수 있다.

<표 3> 그룹핑 애러율

| | 형태 정보 | 텍스처 정보 | 다수결 |
|---------|-------|--------|--------|
| NMT 캐릭터 | 0.114 | 0.19 | 0.107 |
| MT 캐릭터 | 0.16 | 0.04 | 0.05 |
| 평균 | 0.137 | 0.115 | 0.0785 |

한편, 그룹 형성의 성능 평가를 위한 정확성 (precision) 및 소환성(recall) 을 계산하기 위해 객체들을 먼저 수동으로 분류하였다. 이는 본 논문에서 수동으로 분류되는 객체도 분류 단위로 사용하기 위함이다. 따라서 NMT의 정확성은 제안된 방법으로 분류된 NMT가 수동으로 분류된 객체들에 비해 과잉 분류된 정도를 표현하는 반면 소환성은 부족하게 분류되는 정도를 반영한다. MT도 이와 동일한 방법으로 분류 정도를 나타내었다. (그림 7.a) 에서 실선으로 분류된 그룹은 수동으로 분류된 객체들(actual class), 점선 집단은 제안된 방법으로 분류된 집단(predicted class)라 하면, 이들 사이에는 (그림 7.b)의 관계가 성립한다.

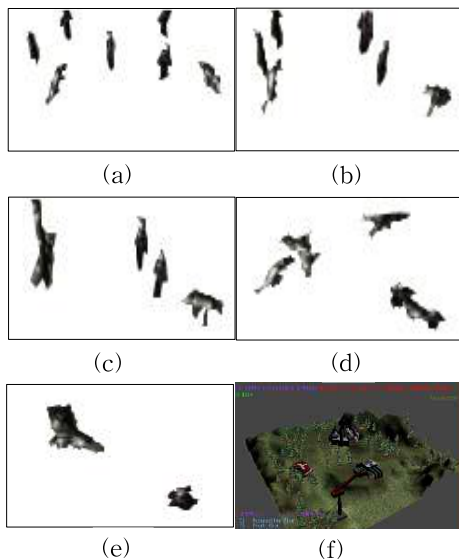


(그림 7) 부족과 과잉 그룹 및 클래스 정의

TP는 제안된 방법으로 분류된 NMT 그룹 중에 수동으로 분류된 NMT들이 포함된 그룹이고, FN은 수동으로 분류한 NMT들을 제안된 방법으로 분류하지 못한 그룹이다. TN 및 FP는 위와 같이 MT들의 그룹이다. 형태 정보와 텍스처 정보에 의해 분류된 NMT 및 MT의 각 그룹별 평균 정확성, 소환성 및 F-측정은 각각 0.89, 0.91, 0.87 (NMT) 그리고 0.93, 0.71, 0.86(MT)으로 나타났다. NMT의 recall 평균값이 정확성의 평균값보다 높게 나타난 것은 유사한 속성을 가진 NMT들이 올바르게 그룹핑 되었음을 알 수 있다. 반면 MT의 정확성의 평균값이 소환성의 평균값보다 높게 나타났다. 이는 비록 적은 수의

MT지만 올바르게 그룹핑 되었음을 확인할 수 있다.

본 논문에서 제안한 방법을 실제 게임에 적용하기 전에 간단한 시물레이션(그림 8 (a)~(e))에 적용하여 보았다. 실험을 위하여 시물레이션은 windows2000 환경의 PC에서 Visual C++로 제작하였으며 시물레이션이 진행될 때 동일한 속성을 가진 캐릭터들이 그룹으로 형성되는 과정을 구현하였다. 실험의 편의성을 위하여 캐릭터는 움직임이 많은 속성을 가진 사람과 동물(MT) 그리고 움직임이 거의 없는 속성의 건물 및 향아리(NMT) 등으로 한정하였다.



(그림 8) 게임 캐릭터들의 그룹 진행 과정

(그림 8) 은 시물레이션이 진행되는 동안 동일한 속성을 가진 캐릭터들이 그룹으로 형성되는 과정을 나타낸다. 먼저 (그림 8.a,b)는 MT 및 NMT 들이 서로 섞여 움직이고 있는 과정을 나타내고 있다. 이러한 캐릭터들은 움직임이 없는 캐릭터와 적극적으로 움직이는 캐릭터들이다. 그리고 (그림 8.c,d)처럼 점차 동일한 속성을 지닌 캐릭터들로 그룹을 형성하고 있다. 최종적으로 (그림 8.e)는 MT와 NMT가 완전히 그룹화되어 분리 되고 있음을 알 수 있다. 본 논문에서 제안한 방법을 (그림 8.f)과 같이 실제 게임에 적용해 보았다. 게임이 진행되는 동안 실제로 움직임이 없는 나무 또는 건물 등의 캐릭터들이 그

룹화 되어 유저에게서 멀어지고 있는 모습을 나타내고 있다. 게임 캐릭터의 이러한 그룹핑은 게임을 플레이 할 때 유저에게 피해를 주지 않는 불필요한 캐릭터에 관여하지 않고 직접적으로 싸움의 대상이 되는 캐릭터만을 골라 게임을 함으로서 보다 효율적이고 속도감 있는(특히 FPS 게임) 게임을 즐길 수 있게 한다.

4. 결론 및 향후 연구

본 논문에서는 게임의 캐릭터들이 동일한 속성에 따라 그룹으로 형성되는 방법을 제안하였다. 제안된 방법을 통해서 추출한 객체 특징 벡터들이 캐릭터를 그룹핑 하는데 유용한 정보임을 알 수 있었다. 또한 비교적 간단한 그룹핑 방법으로 높은 정확성을 가진다는 것을 알 수 있었다. 본 연구의 향후 방향은 좀 더 다양한 게임 캐릭터를 이용하여 그룹핑 하였을 때 높은 정확성을 가지는 적절한 방법을 적용할 것이다.

참고 문헌

- [1] 서효석, "MMORPG 게임기회실무". 헤지원. 2007.
- [2] 차명희, "FSM을 활용한 NPC 캐릭터 동작 향상을 위한 연구 ", 한국 컴퓨터게임학회 논문지, Vol.2, No.24, 2011
- [3] 임차섭, 엄상원, 김태용" 부하 분산을 지원하는 유연한 게임 NPC 지능개발 플랫폼 구조", 한국 컴퓨터게임학회 논문지, No.4, pp.45-49, 2004
- [4] S. Kim, S. Park, M. Kim, "Image Classification into Object/Non-Object Calsses", Int'l Conf. On Image and Video Retrieval(CIVR), pp. 393-400, 2004.
- [5] Yu Zhong, Anil K. Jain, "Object localization using color, texture and shape", Pattern Recognition 33, 671-684, 2000
- [6] T.S. Lee, "Image Representation using Gabor wavelet", IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., Vol. 18, pp 957-971, July. 1996.
- [7] M. Szummer, R.W. Picard, "Indoor-outdoor image classification," IEEE Int'l Workshop Content-Based Access Image Video Databases, pp. 42-51, Jan. 1989
- [8] B. Rogowitz, T. Frese, J. Smith, C. A. Bouman, and E. Kalin,"Perceptual image similarity experiments", Proc. Of SPIE, 1997



박 창 민

1996년 : Univ. Dortmund 컴퓨터공학과 공학석사

2006년 : 부산대학교 컴퓨터공학과 공학박사

2003년-2011년 : 영산대학교 게임콘텐츠학과 교수

2012년-현재 : 영산대학교 자유전공학부 교수

관심분야 : 영상분류 및 처리, 게임기획 및 프로그래밍