
가버 특성을 이용한 3D 게임의 NPC 그룹핑에 관한 연구

박창민*

A Study on NPC Grouping of 3D Game using Gabor Characteristics

Chang-Min Park*

요 약

본 논문에서는 다양한 3D 게임 진행에서 NPC들을 속성에 따라 그룹핑하는 방법을 제시한다. 움직임이 없는 NPC는 가버필터링 결과에서 특이한 방향성 특성을 띄는 경향이 있지만 사람이나 동물과 같은 NPC는 그렇지 않다. 그룹핑을 위해 우선 NPC 객체 내부의 방향성과 주파수 영역의 특징을 분석하고 각각을 24개의 가버 필터뱅크로 구성하며 필터의 스케일과 방향에 따른 24차원 특징 벡터를 산출한다. 추출된 벡터는 특정 방향에 따른 에너지를 나타낸다. 이러한 에너지는 NPC 내부에 있는 객체 질감의 특정 방향에 대한 크기를 나타내고 있기 때문에 NPC들을 그룹핑 속성으로 이용하였다. 제안한 방법은 게임진행에서 유사한 속성을 가진 NPC들이 자동으로 그룹핑되어 전략적이고 속도감 있게 플레이 할 수 있는 기능을 제공한다.

ABSTRACT

An NPC grouping method is proposed for various 3D games depending on their characteristics. Immovable objects tend to have particular orientation features in their Gabor filtering results whereas the movable objects controlled by AI appearing as a human or an animal do not. First of all, We analyzed directional and frequency domain features in the NPC object and configured them as 24 Gabor filter banks. Then, 24-dimensional feature vectors according to the scale and direction of the filter are calculated. Each extracted vector represents the energy of a certain direction. This energy indicates the particular direction strength of the object texture. Thus, using this property, NPCs could be grouped as artificial objects and natural objects effectively and it draws the game more speed and strategic actions as a result.

키워드

가버특성, 플레이어 이외의 캐릭터, 가버에너지, 3D 게임, 그룹핑

Key word

Gabor Characteristic, NPC, Gabor energy, 3D Game, Grouping

* 영산대학교 게임콘텐츠학과 (cmpark@ysu.ac.kr)

접수일자 : 2010. 10. 12

심사완료일자 : 2010. 11. 19

I. 서론

NPC(Non Player Character)는 유저 캐릭터와 협력하거나 게임의 배경과 스토리 전개를 위한 유저 이외의 캐릭터 역할을 한다[1]. 게임 내에 존재하는 NPC의 종류는 매우 다양하여 속성에 따라 그 역할이나 행동에 차이가 있다. 이러한 속성들로 인하여 게임디자인 컨셉이 달라지며 보다 폭넓은 행동으로 게임의 전략 및 진술에 기여하게 된다. 사람이나 동물과 같은 NPC들은 행동성 객체로 분류되어 맡은 임무를 수행하는 속성의 그룹으로 형성될 수 있으며 무기, 물건, 도구, 자동차 등과 같은 인위적인 NPC들은 움직임이 거의 없는 역할을 한다. 본 논문에서는 이들을 각각 자연객체 및 인공객체로 명명하였다.

객체를 속성에 따라 그룹핑 하는 방법은 매우 다양하다. 캐릭터의 영역들 사이에 색상 분포의 차이를 이용한 중심 특이성, 특이성과 색상간의 상관관계 변화 그리고 캐릭터로 추정되는 영역의 경계선에 대한 에지 길이를 속성으로 하여 분류하는 방법을 제안하였다[2]. 한편, 객체를 스케치하여 형상 정보로 이용하고 객체의 질감 및 색상 정보는 사용자가 직접 영상에서 선택하여 이들 정보를 모두 만족하는 영역을 추출하는 방법도 시도되었다[3].

NPC와 같은 게임 캐릭터들은 유저가 조정하는 캐릭터가 아닌 자체적으로 AI(인공지능)에 의해 행동한다. RPG 게임에서의 NPC들은 게임의 흥미를 높이는 데 중요한 역할을 하지만 단순한 패턴에 의한 행동으로 게임을 지루하게 만드는 요인이 되기도 한다. 따라서 특유의 속성을 이용하여 움직임의 유무에 따라 분류하면 게임의 흥미를 높이는 데 매우 효과적이다. 또한 관련 리소스를 절약하고 뚜렷한 목적의식을 가진 NPC로 활동할 수 있어 게임을 전략적으로 플레이 할 수 있으며 단순하고 지루한 요인을 제거하는데 매우 중요한 역할을 한다.

한편, FPS 게임의 NPC는 유저와 상관없는 공동의 적으로 각각의 개성을 지니고 맵 곳곳에서 플레이를 보조하는 역할을 한다. 또한 공격과 전혀 무관한 단지 방패용으로 사용되는 NPC들도 많이 존재한다. AI에 의한 NPC는 게임의 상황에 따라 적군 또는 아군으로 행동하는 특성을 가지고 있지만 움직임이 없는 NPC는 유저에

게 특별한 위협이 되지 않는다. 그러나 기존의 FPS 게임들은 위협에 상관없이 유저 가까이에 있는 NPC에게 우선순위를 주어 다가가게 하여 위협을 느끼지 않는 유저들은 지루함과 답답함을 가지게 되고 심지어 AI가 없는 NPC가 플레이되는 경우가 발생한다. 따라서 빠른 속도와 긴장을 요하는 FPS 게임의 특성을 저해하는 요소가 된다.

본 논문에서는 가벼운 특성[4]을 이용하여 NPC들에 대한 가벼운 에너지 맵(Gabor Energy Map, GEM)을 형성하고 NPC 내부에 있는 질감 특징 벡터를 추출한다. 또한 GEM을 이용하여 객체의 특정 방향에 따른 에너지 값을 산출한다. 그리고 각 방향에 대한 에너지는 방향성에 대한 크기를 나타내기 때문에 가벼운 방향 에너지(Gabor Orientation Energy, GOE)를 제안하고 GOE 차이의 합(Sum of GOE Difference, SGOED)을 이용하여 NPC를 자연객체와 인공객체로 그룹핑하는 속성으로 제안하였다.

II. 가벼운 특성 분석

2.1. 가벼운 필터와 스펙트럼

NPC들은 스스로 움직임이 있는 자연적인 객체(자연객체)들과 움직임이 없는 인위적인 객체(인공객체)들로 구성되어 있다. 이러한 객체들은 질감 특성에서 많은 차이를 보인다. 인공객체는 내부에 주로 반복되는 직선이 규칙적으로 배열되어 있는 반면 자연객체는 복잡하고 불규칙적인 형태의 질감으로 구성되어 있다. 본 논문에서는 객체의 이러한 질감 특징벡터 추출을 위해 가벼운 필터 및 가벼운 스펙트럼과 같은 특성을 이용하여 객체의 특정 스케일(scale)과 방향(orientation)에 따른 국소 주파수 대역의 에너지를 추출한다. 그림 1에서 보듯이 인공객체의 스펙트럼은 강한 방향성을 띄거나 특정 주파수 영역에서 피크(peak)형태로 나타나는 반면 자연객체는 방향성이나 피크가 없다. 이것은 객체의 형태가 스펙트럼에 반영되었기 때문이다. 따라서 이러한 특징들은 객체를 분류하는데 매우 유용한 정보임을 보여준다.

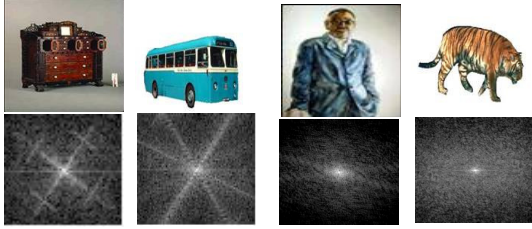


그림 1. 객체에 따른 스펙트럼의 예
Fig. 1 Examples of the object spectrum

2.2 가버 에너지 맵(GEM)

NPC 객체들의 질감 특징 벡터를 추출하기 위해 가버 필터 사전과 유사하게 각 객체들을 24개의 필터뱅크로 구성하였다[5]. 따라서 GEM은 가버 필터링 과정의 결과로 산출되는 24차원 특징 벡터로 볼 수 있다. NPC 객체를 그림 2.a 와 같이 푸리에 변환 후 24개의 필터로 구성된 가버필터 뱅크(그림 2.b)에 통과시킨다. 그 후 24차원 특징 벡터를 추출하기 위하여 스케일 수, 방향의 수, 저주파의 중심, 고주파의 중심을 각각 4, 6, 0.1, 0.4 로 초기화 한다. 그림 2.b 의 가버필터에서 i 번째 스케일과 j 번째 방향에 해당되는 필터를 F_{ij} 로 나타내고 필터링 된 영상은 f_{ij} 로 표현한다. 따라서 그림 2.b 에 점으로 표시된 필터($i = 3, j = 3$)를 통하여 필터링 된 영상은 그림 2.c 에 나타나 있는 점에 해당하는 영상이 된다. 이와 같은 방법으로 형성된 24차원 특징 벡터(그림 2.c)는 그림 2.a 의 객체에 대한 GEM(M)을 보여준다.

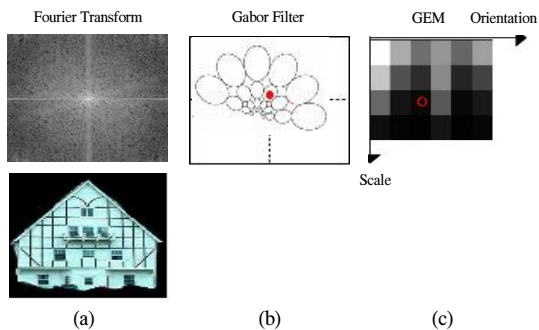


그림 2. 객체영상의 가버필터링과 가버 에너지 맵
Fig. 2 Gabor filtering and GEM of image objects

따라서 가버필터 뱅크의 각 스케일과 방향에 따른 특성들은 GEM에서 잘 표현되고 있음을 알 수 있다. 그리고 $M(i, j)$ 의 값을 가버에너지 e_{ij} 로 나타낼 수 있다. f_{ij} 에 대한 e_{ij} 는 수식 (1) 에서와 같이 f_{ij} 에서 모든 복소수 값의 크기 제곱의 합으로 정의 된다. 따라서 그림 2.c 를 분석하면 그림 2.a 에 주어진 객체 내부에 있는 질감의 특성을 알 수 있다.

$$e_{ij} = \sum \sum |f_{ij}(x, y)|^2 \quad (1)$$

2.3 가버 방향 에너지

가버 필터링 과정의 결과로 도출되는 GEM은 객체의 24차원 벡터로 볼 수 있다. 따라서 본 논문에서는 NPC들에 대하여 누구나 공감할 수 있는 일반적인 속성들로 인하여 그룹을 이룰 수 있는지 확인하기 위해 1200개의(자연 및 인공객체 각 600개) 객체들에 대하여 무감독분류 방법인 K-means 알고리즘을 이용하여 그룹핑을 수행하였다. 이는 K 개의 생성된 그룹의 개수만큼만 비교하기 때문에 K-NN에 비해 시간의 효율성 관점에서 매우 효과적이다. 그림 3은 K-NN을 이용하여 K의 값이 5일 때 형성된 그룹핑의 정확성과 K-means 알고리즘의 K 값에 따른 그룹핑 정확성을 보여준다. 여기서 K-NN의 그룹핑 정확성은 K가 5일 때 항상 일정하지만 K-means 알고리즘은 정확성이 점점 높아지며, 특히 K가 10일 때 K-NN의 정확성 보다 높아지기 시작함을 알 수 있다. 이때 그룹으로 생성되는 객체들의 정확성은 82.6% 으로 나타났다. 따라서 10개의 그룹들에 대한 특성을 분석하기 위하여 각 그룹의 중심 벡터들에 해당하는 GEMs를 생성하였다.

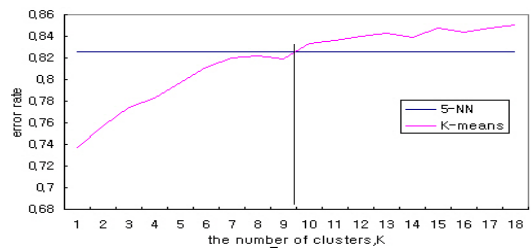


그림 3. K 값에 의한 분류 정확성의 변화
Fig. 3 Change of the accuracy of classification by K value

그림 4는 K-means 그룹화 알고리즘을 이용하여 그룹핑 했을 때 10개의(k=10) 그룹 중심 벡터들에 대한 GEMs를 보여준다. 먼저 자연객체들이 그룹으로 형성된 C_1, C_2, C_3 의 열(column)이 비교적 같은 밝기로 나타나 반면 인공객체들로 그룹화된 $C_4 \sim 10$ 에 해당하는 GEM의 열은 다르게 나타남을 알 수 있다. 특히 이들 그룹에서 C_7 에 해당되는 GEM에서 빨간색으로 표시된 열과 같이 주위 열에 비해 상대적으로 밝은 띠가 뚜렷하게 나타나고 있다. 한편, 표 1도 각 그룹의 특성을 나타내고 있다. 자연객체로 분류된 C_1, C_2, C_3 를 보면 인공객체의 개수에 비해 자연객체의 개수가 월등히 많이 분포되어 있음을 알 수 있다. 마찬가지로 인공객체로 분류된 $C_4 \sim 10$ 은 인공객체의 개수가 월등히 많이 분포되어 있다.

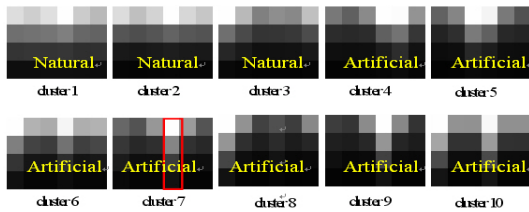


그림 4. K-means(k=10) 에 의한 10개의 그룹 중심 벡터 GEMs
Fig. 4 Center vector GEMs of 10 groups by K-means

이것은 각 그룹의 중심을 GEM으로 보았을 때 인공객체는 자연객체에 비하여 특정 방향에 큰 에너지 값을 가진다는 것을 알 수 있다. 이러한 현상을 더욱 명확히 하기 위하여 각 방향에 대한 에너지를 수식 (2)와 같이 나타내었다.

$$E_j = \sum_{i=0}^3 e_{ij} \quad (2)$$

각 방향에 대한 에너지는 방향성에 대한 크기를 나타내기 때문에 본 논문에서는 이러한 에너지를 가버방향 에너지(GOE)로 정의 하였다. 따라서 GOE는 E_j 는 j 번째 방향의 가버에너지 e_{ij} 들의 합으로 계산된다.

III. 가버 특성에 의한 NPC 그룹핑

게임의 NPC 들을 인공 및 자연객체로 그룹핑하기 위하여 NPC 내부에 존재하는 질감 특성인 방향성의 유용성을 찾고 가버 특징 벡터의 그룹화와 그룹들의 중심 벡터를 분석하기 위하여 가버 방향 에너지를 제시하였다.

표 1. K-means(k=10)에 의한 10개의 그룹 특징
Table. 1 10 groups characterized by K-means

cluster	class	size	# of arti. Ob.	# of natu. Ob.	error rate
C1	na.	156	47	109	0.30
C2	na.	253	42	211	0.17
C3	na.	169	34	135	0.20
C4	ar.	87	49	38	0.44
C5	ar.	60	33	27	0.45
C6	ar.	102	68	34	0.33
C7	ar.	171	145	26	0.15
C8	ar.	63	50	13	0.21
C9	ar.	87	80	7	0.08
C10	ar.	52	52	0	0.00

본 논문에서는 이러한 객체 그룹들의 특징들로부터 효과적으로 그룹핑 할 수 있는 SGOED를 그룹핑을 위한 속성으로 제안한다. 그림 5는 GEM에 대한 각 열의 가버 에너지를 보여주고 있다. 따라서 $SGOED(v)$ 는 수식 3과 같이 계산한다. 이때 E_j 는 j 번째 방향에 있는 가버 방향 에너지를 나타낸다.

$$v = \sum_{j=1}^6 |E_{j \bmod 6} - E_{j-1}| \quad (3)$$

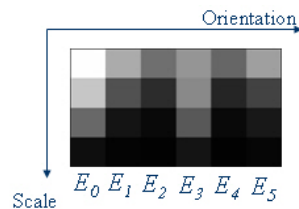


그림 5. GEM에 대한 각 열의 가버에너지
Fig. 5 Gabor energy of each column for GEM

그룹들의 중심 벡터에 해당하는 GEMs는 각 방향에 따른 에너지 즉, GOE는 j 번째 방향의 가벼 에너지 e_{ij} 들의 합이다. 따라서 이웃하는 GOE들 사이에서 방향별로 에너지 값이 급격히 변할 경우 SGOED는 큰 값을 가지게 된다. 그림 4에서 인공객체 그룹으로 형성된 GEMs의 열을 보면 밝기가 급격히 변하는 것을 알 수 있다. 이것은 GOEs에서 방향별로 에너지 값이 변한 것을 보여주기 때문에 인공객체의 SGOED 값들은 자연객체의 SGOED 보다 큰 값을 가지는 것을 알 수 있다.

그림 6은 SGOED 값의 축에 따라 2,600장의 NPC 객체들에 대한 SGOED 히스토그램 분포 곡선을 나타내고 있다. 그림에서 자연객체들은 대부분 SGOED가 낮은 곳에 몰려 있는 반면 인공객체들은 고루 분포되어 있음을 알 수 있다. 그러나 두 개의 곡선 분포를 통하여 객체들을 인공 및 자연객체로 명확하게 그룹핑 되어 나타나고 있지 않기 때문에 최적의 분류 임계치를 찾을 수 없다. 따라서 그림 7과 같이 SGOED를 이용한 분류 임계치의 민감성을 조사 하였다. 분류를 위한 임계치는 객체들을 그룹핑 할 때 어려움이 가장 낮은 부분에 해당하는 값을 분류 임계치로 선택하였다.

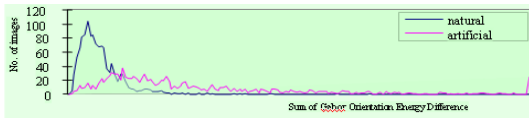


그림 6. 객체들에 대한 SGOED 히스토그램
Fig. 6 SGOED histogram of Objects

그림에서 알 수 있듯이 최적의 분류 임계치 근처에서 어려움이 아주 천천히 변하고 있으며 안정성을 나타내고 있다. 따라서 본 논문에서 선택한 임계치는 분류에 약간의 변화가 있어도 유사한 분류 에러를 보여줌으로써 민감하지 않음을 알 수 있다.

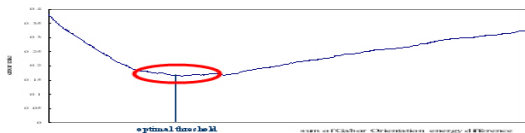


그림 7. SGOED를 이용한 분류 임계치의 민감성
Fig. 7 The sensitivity of classification threshold using SGOED

IV. 실험 및 토의

제안된 방법들의 타당성을 검증하기 위하여 분류된 NPC들에 대한 precision 및 recall을 계산하여 성능 평가를 수행하였다. 실험에 사용된 NPC들은 편의성을 위해 다양한 NPC들이 존재하는 코렐 포토 CD 및 게임에서 주로 사용하고 있는 NPC들(총 2,600개 객체들 중에 자연적인 객체 1,300개, 인공적인 객체 1,300개)을 무작위로 선택하였다. 그리고 2,600개의 NPC 객체들 중에서 임의의 1,200개를 트레이닝 객체로 하고 1,400개 객체들은 테스트 객체로 하여 30번 반복적으로 그룹 형성 실험을 하였다. 이는 트레이닝 객체들에 의해 실험 결과가 달라지는 것을 피하고 실험의 객관성을 유지하기 위함이다. SGOED를 이용하여 객체들을 분류한 결과 평균 분류 정확성은 82.9%로 나타났다. 그림 8은 분류 결과에 의한 객체들을 보여준다.



그림 8. SGOED를 사용한 결과 객체들
Fig. 8 Result objects using SGOED

한편, 그룹 형성의 성능 평가를 위한 precision 및 recall을 계산하기 위해 객체들을 먼저 수동으로 분류하였다. 이는 본 논문에서 수동으로 분류되는 객체도 분류 단위로 사용하기 위함이다. 따라서 인공객체의 precision은 제안된 방법으로 분류된 인공객체가 수동으로 분류된 객체들에 비해 과잉 분류된 정도를 표현하는 반면 recall은 부족하게 분류되는 정도를 반영한다. 자연객체도 이와 동일한 방법으로 분류 정도를 나타내었다. 그림 9.a에서 실선으로 분류된 그룹은 수동으로 분류된 객체들(actual class), 점선 집단은 제안된 방법으로 분류된 집단(predicted class)라 하면, 이들 사이에는 그림 9.b의 관계가 성립한다.

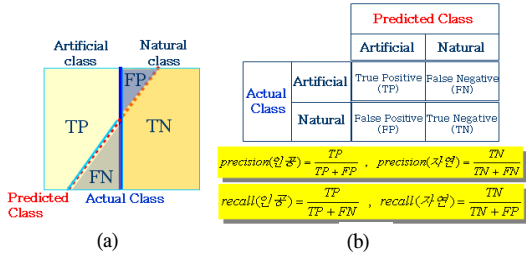


그림 9. 부족 및 과잉 집단과 클래스 정의
 Fig. 9 Insufficiency and excess groups and a class definition

TP는 제안된 방법으로 분류된 인공객체 그룹 중에 수동으로 분류된 인공객체들이 포함된 그룹이고, FN은 수동으로 분류한 인공객체들을 제안된 방법으로 분류하지 못한 그룹이다. TN 및 FP는 위와 같이 자연객체들의 그룹이다. SGOED에 의해 분류된 인공 및 자연객체의 각 그룹별 평균 precision, recall 및 F-measure는 각각 0.77, 0.93, 0.84 (인공객체) 그리고 0.91, 0.73, 0.81(자연객체)으로 나타났다. 인공객체의 recall 평균값이 precision의 평균값보다 높게 나타난 것은 유사한 속성을 가진 인공객체들이 올바르게 분류되었음을 알 수 있다. 반면 자연객체의 precision의 평균값이 recall의 평균값보다 높게 나타났다. 이는 비록 적은 수의 자연객체지만 올바르게 그룹핑 되었음을 확인할 수 있다.

본 논문에서 제안한 방법을 실제 게임에 적용하였다. 실험을 위하여 간단한 FPS 게임을 windows2000 환경의 PC에서 Visual C++로 제작하였으며 게임이 진행될 때 동일한 속성을 가진 NPC들이 그룹으로 형성되는 과정을 구현하였다. 실험의 편의성을 위하여 NPC는 자연객체 속성을 가진 사람과 인공객체 속성의 버스로 한정하였다.

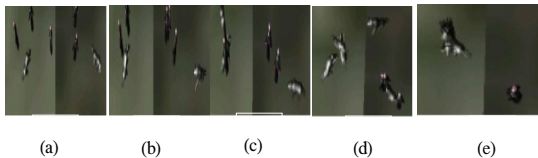


그림 10. NPC들이 그룹으로 형성되는 과정
 Fig. 10 The process of group formation

그림 10은 게임이 진행되는 동안 동일한 속성을 가진 NPC들이 그룹으로 형성되는 과정을 나타낸다. (a)-(d)에서, 사람의 NPC들과 버스의 NPC들이 서로 혼합되어 게임이 진행되다가 시간이 갈수록 동일한 속성을 가진 NPC들로 그룹이 형성되고 있다. 그림 10.e는 NPC들이 완전한 그룹으로 형성되어 플레이어에게 가장 위험한 단계로 되었음을 알 수 있다.

V. 결론 및 향후 연구

본 논문에서는 게임의 NPC들이 속성에 따라 그룹으로 형성되는 방법을 제안하였다. 이를 위해 NPC 객체 내부에 있는 질감 특징 벡터를 추출하고 질감의 방향성에 대한 크기를 나타내는 에너지와 이들 차이의 합을 통하여 NPC들이 속성에 따라 그룹핑 될 수 있도록 하였다. 제안된 방법은 게임을 보다 전략적으로 운영하면서 속도와 긴장감을 부여할 수 있는 방안을 확인할 수 있었다. 또한 게임이 시대의 흐름에 따라 갈수록 다양해지고 기획의 창조성과 새로운 것이 요구되는 시점에서 본 논문에서 제안한 방법은 매우 중요한 역할을 할 것이다.

향후에는 이러한 NPC들을 가버 필터링을 거치지 않고 보다 빠른 연산과정으로 그룹핑 할 수 있고 객체가 보이는 시점에 따라 속성을 다르게 계산할 수 있는 보완 연구와 캐릭터들을 그룹핑 하는 과정에서 k-means 와 c-means를 비교하여 분석하는 과정도 필요하다.

참고문헌

- [1] 서효석. "MMORPG 게임기획실무". 헤지원. 2007.
- [2] S. Kim, S. Park, M. Kim, "Image Classification into Object/Non-Object Classes", *Int'l Conf. On Image and Video Retrieval(CIVR)*, pp. 393-400, 2004.
- [3] Yu Zhong, Anil K. Jain, "Object localization using color, texture and shape", *Pattern Recognition* 33, 671-684, 2000

- [4] T.S. Lee, "Image Representation using Gabor wavelet", *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, Vol. 18, pp 957-971, July. 1996.
- [5] B.S. Manjunath and W.Y. Ma, "Texture features for Browsing and Retrieval of Image Data", *IEEE Trans. On Pattern Anal. and Intelligence*, Vol. 18, pp 837-842, Aug. 1996.

저자소개



박창민(Chang-Min Park)

1996. Univ. Dortmund
컴퓨터공학과 공학석사
2006. 부산대학교
컴퓨터공학과 공학박사

현재, 영산대학교 게임콘텐츠학과 교수
※관심분야: 영상분류 및 처리, 게임기획 및 프로그래밍