

## 유사 가버 특징에 기반한 텍스처 분류

손지훈\*, 김성영\*\*

## Texture Classification Based on Gabor-like Feature

Ji-Hoon Son\*, Sung-Young Kim\*\*

**요약** 텍스처를 효과적으로 표현하는 것은 컴퓨터 비전 분야에서 매우 중요한 과정이다. 효과적인 텍스처 표현을 통해 텍스처 분류나 텍스처 분할 등의 처리 성능을 향상시킬 수 있다. 가버 필터는 텍스처 표현을 위해 오랫동안 사용된 다해상도 스케일 기반의 방법이다. 가버 필터는 텍스처 분류나 분할에 높은 성능을 제공한다. 그러나 처리 과정의 연산량으로 인해 처리 시간이 매우 많이 소요되어 실제 응용에서는 사용하기 어려운 문제가 있다. 본 논문에서는 가버 필터와 유사하게 다해상도 스케일 기반으로 텍스처를 표현할 수 있는 새로운 특징 표현 방법을 제안한다. 제안한 방법은 주파수 공간에서 방향과 스케일을 기반으로 다해상도 스케일 기반으로 텍스처를 표현한다. 2가지 실험 영상 집합에 대해 분류 실험을 수행하여 제안한 특징의 유용성을 확인하였다. 가버 필터와 유사한 분류 성능을 제공하면서 처리 속도는 가버 필터의 5%이하로 줄일 수 있는 것을 확인하였다.

**Abstract** Efficient texture representation is very important in computer vision fields. The performance of texture classification or/and segmentation can be improved based on efficient texture representation. Gabor filter is a representation method that has long history for texture representation based on multi-scale analysis. Gabor filter shows good performance in texture classification and segmentation but requires much processing time. In this paper, we propose new texture representation method that is also based on multi-scale analysis. The proposed representation can provide similar performance in texture classification but can reduce processing time against Gabor filter. Experimental results show good performance of our method.

**Key Words** : Gabor Filter, Gabor-like Feature, Multi-scale Representation, Texture Classification, Texture Representation

## 1. 서론

관련 분야의 확산과 기술력의 향상으로 영상을 입력으로 사용하는 응용 분야가 최근 급증하고 있다. 영상을 입력으로 사용하는 연구 분야는 영상처리, 패턴인식, 컴퓨터비전 등의 분야로 구분할 수 있다. 최근 사회적으로 큰 관심을 받고 있는 딥러닝(deep learning) 분야에서도 주로 영상을 입력으로 사용한다.

영상은 픽셀(pixel)을 기본 단위로 밝기나 색을 사용하여 정보를 표현한다. 픽셀은 영상의 최소 표현 단위이지만 그 자체만으로는 영상이 갖는 정보를 표현하기에는 적절하지 못하다. 영상의 정보를 해석하여 유용한 정보를 제공하기 위해서는 조금 더 높은 차원에서의 영상에 대한 표현이 필요하다. 이런 표현을 위해 다양한 종류의 특징(feature)이나 표현자(descriptor)를 사용할 수 있다.

특징은 영상 내부의 객체나 영상 자체를 효과적

This paper was supported by Research Fund, Kumoh National Institute of Technology

\*Department of Computer Engineering, Kumoh National Institute of Technology

\*\*Corresponding Author : Department of Computer Engineering, Kumoh National Institute of Technology  
(sykim@kumoh.ac.kr)

Received March 17, 2017

Revised March 31, 2017

Accepted April 02, 2017

으로 표현하여 주어진 객체나 영상을 다른 객체나 영상과 구분하기 위한 목적으로 사용한다. 영상의 특징은 주로 지역적인 분석을 통해 검출하지만 가버 변환과 같이 다해상도 필터링 기법을 통해 전역적으로 검출하는 방법도 함께 사용하고 있다. 특징은 표현할 패턴의 크기, 이동 및 회전 등의 변화와는 무관하게 검출될 수 있도록 설계되어야 한다.

특징은 크게 경계 기반 특징, 영역 기반 특징, 텍스처 표현을 위한 특징으로 구분할 수 있다. 경계 기반 특징은 영상 분할을 통해 검출한 객체의 경계를 기반으로 객체를 효과적으로 표현하기 위해 사용한다. 단순하게는 경계 길이, 이심률(eccentricity) 등을 사용할 수 있으며 체인 코드(chain code)나 푸리에 기술자(Fourier descriptor)를 사용하여 객체의 모양 정보를 구분하여 표현할 수 있다. 영역 기반 특징은 객체 내부 영역의 정보를 표현하는 방식으로 모멘트(moments)와 같은 모양 표현 방법, 히스토그램에 의한 밝기나 색의 분포 표현 방법, LBP(Local Binary Pattern)와 같은 텍스처 표현 방법으로 세분화할 수 있다. 특히 텍스처는 매우 중요한 특징 표현 방법으로 상당히 다양한 방법으로 세분화된다.

텍스처(texture)는 영역 내부의 밝기가 분포하는 특성을 표현하는 성질이며 일반적으로 관찰자가 관심을 갖고 있는 크기보다 작은 규모에서 데이터가 변하는 성질을 의미한다[1]. 예를 들어, 장미꽃밭을 구경할 때 가까운 거리에서 바라본다면 개별 꽃송이를 객체로 구분하게 된다. 그런데 먼 거리에서 이 꽃밭을 바라본다면 개별 꽃송이는 구분하기가 힘들고 꽃밭 전체를 특정한 패턴의 텍스처로 인식하게 된다.

텍스처 분석은 컴퓨터 비전에서 상당히 오랜 역사를 갖는 분야이며 영상 분할(image segmentation), 영상 검색(image retrieval), 영상 분류(image classification), 패턴 인식(pattern recognition), 움직임 추적(motion tracking), 영상 등록(image registration) 등의 다양한 분야에서 핵심적인 역할을 담당하고 있으며 텍스처 분석 성능에 따라 전체 시스템의 전반적인 성능이 좌우될

수 있다.

영상에 존재하는 텍스처는 매우 다양한 유형이 존재하기 때문에 모든 유형의 텍스처에 적합한 일반적인 표현 방법은 존재하지 않는다. 따라서 텍스처의 유형에 따라 다양한 표현 방법이 존재하고 있으며 유형에 따라 다른 성능을 나타낸다.

텍스처 영상은 크게 정적 텍스처 영상(stationary texture image)와 비정적 텍스처 영상(non-stationary texture image)로 구분한다[1]. 정적 텍스처 영상은 영상이 단일 유형의 텍스처로만 구성되는 경우이고 비정적 텍스처 영상은 2가지 이상의 텍스처가 함께 존재하는 경우이다. 정적 텍스처 영상의 경우 텍스처 분류(texture classification)가 주요 응용분야이며 비정적 텍스처 영상은 텍스처 분할(texture segmentation)의 관심 대상이다. 물론 비정적 텍스처 영상에 대해서도 텍스처 분류가 많이 시도되고 있다.

정적 텍스처를 표현하는 대표적인 방법에는 프랙탈(fractal) 기법, 마코프 랜덤 필드(Markov random fields) 기반 기법, 코릴레이션(correlation), 푸리에 변환 기반 기법, co-occurrence 행렬 등이 존재한다. 비정적 텍스처를 표현하는 대표적인 방법에는 가버(Gabor) 함수, 웨이블릿(wavelet) 기반 기법, LBP(Local Binary Pattern), Haar-like 특징, HOG(Histogram of Oriented Gradients) 등이 존재한다.

Local Binary Pattern(LBP)[2]은 텍스처 정보를 분류하는데 탁월한 성능을 제공한다. LBP는 중심 픽셀과 그 주변 픽셀의 관계에 기반을 두고 텍스처를 코드화한다. 중심 픽셀의 값(밝기)이 주변 픽셀보다 작으면 0, 크면 1을 할당하여 이 결과를 1차원의 코드로 표현한다. 최종적으로 전체 영상을 셀 단위로 나누고 각 셀에서의 코드 값을 히스토그램으로 표현한다. LBP는 특징 표현 과정에서 중복성이 발생하게 되어 이를 줄이기 위한 방법들[3,4]을 사용한다.

Histogram of Oriented Gradients(HOG)[5]는 전체 영상을 셀과 블록으로 나누어 처리한다. 셀 내부에서 수평과 수직의 그레이디언트( $\Delta x$ ,  $\Delta y$ )를 구

한 후 그레이디언트의 크기(M)와 방향(θ)을 계산한다. 방향을 기준으로 히스토그램을 구하고 정규화 처리를 통해 블록 단위의 히스토그램을 계산하여 HOG 특징벡터로 사용한다. HOG 특징벡터는 많은 연산이 필요하지만 경계에서의 특징 검출에 있어 우수한 특성을 나타내고 있다. Co-occurrence HOG(CoHOG)[6]는 기존의 HOG의 특성에 픽셀 간 그레이디언트 방향관계를 함께 정보화한다. 최근에는 HOG와 LBP를 함께 사용하는 경우도 있다[7].

Harr-like feature[8]는 단순한 구조의 필터를 다수 개 사용한다. 이때 필터 연산은 덧셈과 뺄셈만으로 구현하는데 필터의 종류와 크기는 훈련에 의하여 결정된다. 적분영상(integral image)을 사용하여 처리 시간을 단축하고 있다. Haar-like 특징벡터는 생성 방식이 간단하고 고속 처리가 가능하여 실시간 얼굴인식 등의 분야에서 많이 사용하고 있다.

가버 필터는 방향(orientation)과 스케일(scale)을 조절 가능한 에지 및 라인 검출자로 알려져 있다. 다해상도 스케일에서 텍스처를 표현하기 위한 용도로 많이 사용한다. 특정 방향 및 스케일에 대한 영역의 마이크로 특징(micro feature)에 대한 통계적인 특성을 사용하여 텍스처 분석에 주로 사용한다[1, 9].

본 논문에서는 가버 필터와 유사하게 주파수 공간에서 텍스처를 표현할 수 있는 새로운 특징인 유사 가버 특징(Gabor-like feature)을 제안한다. 유사 가버 특징은 주파수 공간에서 방향과 스케일에 따라 영역을 구분하여 표현함으로써 가버 필터와 유사하게 다해상도 스케일에서 텍스처를 표현하는 것이 가능하다. 가버 필터는 계산량으로 인해 처리 시간이 매우 오래 소요되는 문제점이 있어 높은 성능에도 불구하고 실무적으로 사용하기에는 적절하지 않다. 반면 유사 가버 필터는 계산 과정을 단순화하여 가버 필터에 비해 처리 속도는 상당히 향상시키면서 분류 성능은 유사하게 유지할 수 있도록 한다.

## 2. 유사 가버 특징

### 2.1 가버 필터

가버 함수는 신호 처리 분야에서 매우 오랫동안 신호 분석을 위한 유용한 용도로 사용되고 있다. 가버 함수는 입력 신호를 영상 공간과 주파수 공간에서 동시에 표현할 수 있는 장점이 있다.

가버 함수를 사용하여 텍스처 특징을 표현하기 위해서는 주파수 공간에서 2차원 가버 함수와 입력 영상을 곱한 결과를 사용한다. 사전에 방향과 스케일 크기를 결정한 후 각 방향과 스케일에 해당하는 스펙트럼의 평균 에너지와 표준 편차를 구하여 1차원 벡터로 표현한다[9]. 예를 들어, 방향 4단계, 스케일 3단계로 정한 경우 특징 벡터는 24차원(평균 12차원, 표준 편차 12차원)으로 구성된다.

우리는 텍스처 분류를 위해 가버 필터를 유용하게 사용할 수 있는 것을 이미 확인하였다[10]. 담금질 금속의 표면에 나타나는 텍스처를 기반으로 금속의 종류를 구분하기 위해 가버 필터를 사용하였다. 가버 필터를 사용한 경우 총 101장의 금속 표면 영상에 대해 높은 정확도를 얻을 수 있었다. 그러나 연산 시간으로 인해 실제 응용에는 적용할 수가 없는 어려움이 있었다. 이에 본 논문에서는 이를 개선하여 실무에 사용 가능할 수 있도록 빠른 처리 시간과 방향과 스케일의 개수에 상관없이 일정한 처리 시간을 제공할 수 있는 유사 가버 특징을 설계한다.

### 2.2 유사 가버 특징

주파수 공간에서의 기본적인 계량 값은 스펙트럼(spectrum)이다. 2차원 이산 Fourier 변환을 식 (1)과 같이 극좌표로 표현하면 스펙트럼은 식 (2)와 같이 구할 수 있다. R과 I는 각각 Fourier 계수의 실수부와 허수부를 나타낸다.

$$F(u, v) = |F(u, v)| e^{j\phi(u, v)} \tag{1}$$

$$|F(u, v)| = [R^2(u, v) + I^2(u, v)]^{1/2} \tag{2}$$

일반적으로 텍스처 표현을 위해서는 스펙트럼보다는 전력 스펙트럼(power spectrum)을 주로 사용한다. 전력 스펙트럼은 수식 (3)과 같이 스펙트럼의 제곱으로 정의한다.

$$Power = |F(u, v)|^2 \quad (3)$$

유사 가버 특징은 스펙트럼 영역을 일정한 구역으로 나눈 후 각 구역별로 전력 스펙트럼을 계산하여 표현한다. 본 논문에서는 방향과 스케일을 구분하여 영역을 설정한다. 주파수 공간에서의 영역의 구분은 그림 1과 같다. Fourier 스펙트럼은 원점에 대해 대칭인 성질을 가지므로 그림 1과 같이 중복성을 제거하기 위해 주파수 공간의 상위 절반만을 사용한다.

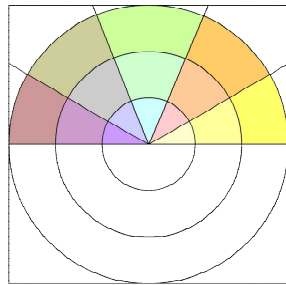


그림 1. 전력 스펙트럼에 대한 영역 구분 (방향은 4단계, 스케일은 3단계로 구분)  
 Fig. 1. Division of spectral regions (orientation: 4 steps, scale: 3 steps)

그림 1에서는 방향을 4단계, 스케일을 3단계로 구분하여 표시하였다. 따라서 주파수 공간을 12개의 구역으로 구분한다. 각 구역에서의 전력 스펙트럼은 수식 (4)와 같이 계산한다.

$$Power(o_i, s_j) = \sum_{u \in U} \sum_{v \in V} |F(u, v)|^2 \quad (4)$$

방향에서 각도가  $\theta_1$ 과  $\theta_2$ , 스케일에서 반지름이  $r_1$ 과  $r_2$ 로 주어졌을 때 이 구역의 범위는 수식

(5)와 같이 결정된다.

$$\theta_1 < \tan^{-1}\left(\frac{v}{u}\right) < \theta_2 \quad (5)$$

$$\pm \sqrt{r_1^2 - u^2} \leq v \leq \pm \sqrt{r_2^2 - u^2}$$

가버 필터는 전력 스펙트럼의 평균과 표준 편차를 특징 값으로 사용하지만 유사 가버 특징에서는 전력 스펙트럼만을 사용하여 유사 가버 특징은 가버 필터에 비해 특징의 차원이 1/2로 표현된다.

### 3. 실험 결과 및 논의

본 논문에서는 2가지 유형의 텍스처 영상을 사용하여 제안한 유사 가버 특징의 성능을 분석하였다. 첫 번째 실험 영상은 금속강정의 표면을 촬영한 영상이다. 이 실험 영상은 오스테나이트(austenite), 펄라이트(pearlite), 마르텐사이트(martensite), 페라이트(ferrite) 그리고 페라이트와 펄라이트의 혼합형의 총 5가지의 범주로 구분할 수 있다[10]. 금속강정 영상은 총 101장으로 구성된다.

이 금속강정 영상에 대해 가버 필터를 사용하여 분류한 이전 연구[10]에서는 처리 속도와 분류 정확도를 개선하기 위해 영상 전체에서 특징을 추출하는 것이 아니라 무작위 위치에서 일정 크기의 윈도우를 설정한 후에 이 영역에 대해 가버 필터를 적용하여 특징을 추출하였다. 이렇게 처리할 경우 입력 영상에 대해 많은 수의 특징을 추출하게 되므로 영상 간의 비교에 어려움이 발생한다. 이런 어려움을 극복하기 위해 K-means 군집화 기법을 사용하여 적은 수의 특징만을 추출할 수 있도록 하였다. 본 논문에서도 동일한 처리 과정을 사용하였다.

그림 2는 방향과 스케일 변경에 따른 가버 필터 [10]와 유사 가버 특징의 분류 정확도를 나타낸다. 가버 필터가 유사 가버 필터에 비해 분류 성능이 조금 높게 나타난다. 5x4의 파라미터인 경우에는 가버 필터와 유사 가버 필터의 분류 정확도가 각

각 92.08%와 91.09%로 약 1%의 차이는 나타낸다.

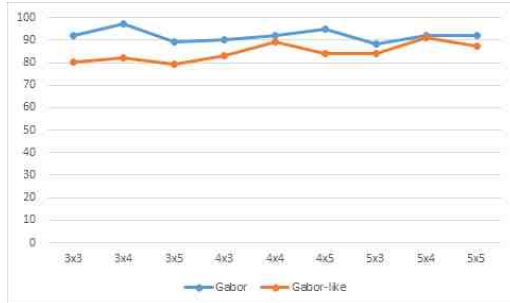


그림 2. 방향과 스케일 변경에 따른 금속강정 실험 영상 집합에 대한 가버 필터[10]와 유사 가버 특징의 분류 정확도 비교

Fig. 2. Comparison between of Gabor filter[10] and Gabor-like feature on metal surface image set by changing orientation and scale

표 1과 2는 5x4 파라미터를 사용한 경우 혼동 행렬(confusion matrix)을 사용하여 가버 필터[10]와 유사 가버 특징의 분류 결과를 표시한 결과이다. 두 가지 특징의 처리 시간을 비교하면 표 3과 같다. 분류 정확도에서는 유사 가버 특징에 비해 가버 필터가 조금 높지만 처리 시간에서 큰 차이가 발생하는 것을 확인할 수 있다. 가버 필터에 비해 유사 가버 특징은 5% 미만의 처리 시간만 소요되는 것을 확인할 수 있다. 특히 파라미터의 크기가 커질수록 처리 시간의 차이는 더욱 커지는 것을 확인할 수 있다.

표 1. 5x4 파라미터를 사용한 경우의 가버 필터[10]의 분류 결과 (혼동 행렬 사용)

Table 1. Classification result of Gabor filter[10] by using 5x4 parameter (confusion matrix)

	1	2	3	4	5	num.	prob.
1	40	0	0	0	0	40	100.00
2	0	1	0	2	0	3	33.33
3	0	0	2	2	0	4	50.00
4	1	0	0	39	0	40	97.50
5	1	0	0	2	11	14	78.57
total	42	1	2	45	11	101	92.08

표 2. 5x4 파라미터를 사용한 경우의 유사 가버 특징의 분류 결과 (혼동 행렬 사용)

Table 2. Classification result of Gabor-like feature by using 5x4 parameter (confusion matrix)

	1	2	3	4	5	num.	prob.
1	40	0	0	0	0	40	100.00
2	0	2	0	1	0	3	66.67
3	0	0	0	4	0	4	0.00
4	3	0	0	37	0	40	92.50
5	1	0	0	0	13	14	92.86
total	44	2	0	42	13	101	91.09

표 3. 가버 필터와 유사 가버 특징의 처리 시간(초) 비교

Table 3. Comparison of processing time (sec) between Gabor filter and Gabor-like feature

parameter	Gabor[10]	Gabor-like
3x3	998.59	65.56
3x4	1312.16	62.94
3x5	1626.25	64.02
4x3	1318.68	62.96
4x4	1717.66	63.01
4x5	2154.61	63.32
5x3	1628.25	62.95
5x4	2143.31	63.22
5x5	2663.45	63.18

금속강정 영상 집합은 실험 영상의 개수가 적기 때문에 조금 더 다양한 텍스처 영상을 포함하는 영상 집합에 대해 유사 가버 특징의 성능을 분석하기 위해 새로운 영상 집합[11]에 대해 추가적으로 실험을 진행하였다. 이 영상 집합은 총 25개의 범주로 구성되고 각 범주는 40개의 영상을 포함한다.

표 4와 5는 가버 필터[10]와 가버 유사 필터의 분류 성능을 나타낸다. 가버 필터의 경우 3x3 파라미터를 사용하였으며 분류 정확도는 96.5%이고 처리 시간은 약 5,537초(1시간 32분 17초)가 소요되었다. 유사 가버 특징의 경우 35x39 파라미터를 사용하였으며 분류 정확도는 94.5%이고 처리 시간은 약 377초(6분 17초)가 소요되었다. 분류 성능을 가버 필터가 조금 높게 나타냈지만 처리 시간에서는 큰 차이를 나타낸다. 영상의 개수가 많을수록 처리 시간의 차이는 더욱 커질 것이다. 유사 가버 특징의 경우 파라미터 변경에 따른 처리 시간의 차이가 거의 없기 때문에 파라미터를 다양화하여 분류 정확도를 향상시킬 수가 있다.

표 4. 3x3 파라미터를 사용한 경우의 가버 필터[10]의 분류 결과 (혼동 행렬 사용)

Table 4. Classification result of Gabor filter[10] by using 3x3 parameter (using confusion matrix)

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25
1	40																								
2		39								1															
3			34									2												1	
4				40																					
5					39							1													
6						40																			
7							40																		
8								39				1													
9									38	1															
10										39	1														
11											2														
12												1	37												
13														40											
14															40										
15				1												38									
16																	37	2							
17																		39							
18																			40						
19								2		1										36					
20																					40				
21																						40			
22					1																		39		
23	1																1	1						37	
24																									40
25			2																						36
tot	44	39	36	41	39	41	40	45	38	41	43	42	40	41	39	39	40	42	36	40	40	40	38	40	36

표 5. 35x39 파라미터를 사용한 경우의 유사 가버 특징의 분류 결과 (혼동 행렬 사용)

Table 5. Classification result of Gabor-like feature by using 35x39 parameter (using confusion matrix)

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25
1	40																								
2		38							2																
3			36											1											
4				38																					1
5					38																				
6						38																			1
7							40																		
8								39																	
9									35	2															
10										36															
11											2	37													
12												1	37												
13														40											
14															34	1									
15																39									
16																	40								
17																		40							
18																			40						
19										1	2									37					
20																					40				
21																						39			
22																							31		
23																									36
24																									40
25																									37
tot	43	47	37	39	38	39	46	42	45	42	39	37	42	36	40	40	42	40	40	40	42	31	36	40	37

4. 결론

본 논문에서는 가버 필터와 동일하게 다해상도 분석이 가능한 텍스처 표현 방법인 유사 가버 특징을 제안하였다. 제안한 유사 가버 특징은 주파수

공간에서 스케일과 방향을 기반으로 텍스처를 표현하여 다해상도 분석이 가능하도록 하였다.

2가지 유형의 텍스처 실험 영상 집합을 사용하여 제안한 유사 가버 특징의 성능을 분석하였다. 제안한 특징은 텍스처 표현에 우수한 성능을 나타내는 가버 필터와 성능을 비교하여 그 우수성을 확인하였다. 금속 강정 영상 집합의 경우 가버 필터와 유사 가버 필터의 분류 정확도는 각각 92.08%와 91.09%, 두 번째 영상 집합은 각각 96.5%와 94.5%로 비교적 유사한 결과를 나타낸다. 그러나 유사 가버 특징의 경우 처리 시간의 경우에는 큰 장점이 있다. 가버 필터 처리 시간의 5% 미만으로 분류가 가능한 것을 확인할 수 있었다.

REFERENCES

- [1] M. Petrou, P. G. Sevilla, "Dealing with Texture", Wiley, 2006.
- [2] Ojala, T., Pietikainen, M.: A Comparative Study of Texture Measures with Classification based on Feature Distributions. Pattern Recognition, Vol. 29, pp. 51 - 59, 1996.
- [3] Y. Zheng, C. Shen, and X. Huang, "Pedestrian Detection Using Center-Symmetric Local Binary Patterns," IEEE Int. Conf. Image Process., 2010.
- [4] D.T. Nguyen et al., "Object Detection Using Non-Redundant Local Binary Patterns," IEEE Int. Conf. Image Process., 2010.
- [5] N. Dalal and B. Triggs, "Histograms of Oriented Gradients for Human Detection," IEEE Conf. Comput. Vision Pattern Recognit., 2005.
- [6] H. Ren et al., "Fast Object Detection Using Boosted Co-occurrence Histograms of Oriented Gradients," IEEE Int. Conf. Image Process., 2010.
- [7] X. Wang, T.X. Han, and S. Yan, "An

HOG-LBP Human Detector with Partial Occlusion Handling,” IEEE Int. Conf. Comput. Vision, 2009.

[8] P. Viola and M. Jones, “Robust Real-time Face Detection,” Int. J. Comput. Vision, vol. 57, no. 2, pp. 137-154, May 2004.

[9] B.B. Manjunath, W.Y. Ma, “Texture Features for Browsing and Retrieval of Image Data”, IEEE. Trans. PAMI, vol. 18, no. 8, pp. 837 - 842, 1996.

[10] S. Kim, J. Ko, H. Chung, “Steel Grade Classification Based on Gabor Filters and K-means Clustering”, Advances in Information Technology and Computer Science, Vol. 25, pp. 54-57, 2013.

[11] Svetlana Lazebnik, Cordelia Schmid, and Jean Ponce, “A Sparse Texture Representation Using Local Affine Regions”, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 27, no. 8, pp. 1265-1278, August 2005.

---

저자약력

---

**손 지 훈(Ji-Hoon Son)**

**[학생회원]**



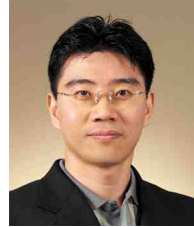
- 2012년 3월 ~ 현재: 금오공과대학교 컴퓨터공학과 학부 재학

<관심분야>

컴퓨터비전, 프로그래밍

**김 성 영 (Sung-Young Kim)**

**[정회원]**



- 2003년 8월 : 부산대학교 컴퓨터공학과 (공학박사)
- 2004년 3월 ~ 현재 : 금오공과대학교 컴퓨터공학과 (교수)

<관심분야>

컴퓨터비전, 패턴인식, 멀티미디어 시스템