

논문 2017-54-6-9

## 웨이블릿 부밴드의 상호 정보량을 이용한 세일리언시 검출

( Saliency Detection using Mutual Information of Wavelet Subbands )

문 상 환\*, 이 호 상\*, 문 용 호\*\*, 엄 일 규\*\*

( Sang Whan Moon, Ho Sang Lee, Yong Ho Moon, and Il Kyu Eom<sup>©</sup> )

## 요 약

본 논문에서는 웨이블릿 부밴드의 상호 정보량을 이용한 새로운 세일리언시 검출 방법을 제시한다. 본 논문의 방법은 웨이블릿 고주파 계수에 대한 승수와 가우시안 블리링을 이용하여 중간 세일리언시 지도를 형성한다. 웨이블릿 방향에 따른 세 개의 중간 세일리언시 지도를 방향별로 결합한 후 최소 엔트로피를 가지는 주 방향성 성분을 찾는다. 최소 엔트로피를 가지는 부밴드를 중심으로 각 부밴드의 상호 정보량을 구하고, 이를 이용한 가중치를 계산하고, Minkowski 합을 이용하여 최종 세일리언시를 검출한다. CAT2000 및 ECSSD 데이터베이스 대한 실험 결과, 본 논문의 방법은 기존 방법과 비교하여 적은 계산시간으로 ROC 및 AUC 관점에서 우수한 검출 결과를 보였다.

## Abstract

In this paper, we present a new saliency detection algorithm using the mutual information of wavelet subbands. Our method constructs an intermediate saliency map using the power operation and Gaussian blurring for high-frequency wavelet coefficients. After combining three intermediate saliency maps according to the direction of wavelet subband, we find the main directional components using entropy measure. The amount of mutual information of each subband is obtained centering on the subband having the minimum entropy. The final saliency map is detected using Minkowski sum based on weights calculated by the mutual information. As a result of the experiment on CAT2000 and ECSSD databases, our method showed good detection results in terms of ROC and AUC with few computation times compared with the conventional methods.

**Keywords** : saliency detection, wavelet transform, directional features, mutual information, Minkowski summation

## I. 서 론

인간은 주어진 감각자원을 효율적으로 사용하기 위하여 입력되는 인지 시스템의 정보를 전체적으로 인지한 후 국부적으로 중요하다고 판단되는 장면을 우선적으로 처리하려는 경향을 가지고 있다. 이러한 상황에 따른 시각적 주의 또는 영상 인지의 집중을 세일리언시(saliency)라 한다. 인간 시각 시스템은 두 가지 방법으로 이런 시각 집중을 인지한다. 첫 번째는 비교적 빠른 처리가 가능한 상향식 혹은 데이터기반, 상황 독립으로

표현되는 방법이 있으며, 두 번째는 상대적으로 많은 시간이 걸리는 하향식, 목적기반, 상황 의존적으로 표현되는 세일리언시가 있다.<sup>[1~3]</sup> 최근 연구방향은 사전 데이터베이스를 학습하는 교사(supervised)방식과 비교사(unsupervised)방식으로 분류된다. 사전 학습으로 세일리언시를 검출하는 교사방법 중 대표적인 것은 CNN을 이용한 딥 러닝(deep learning) 방식이 있으며, 비교사 방법은 직접 영상에서 특징을 추출하는 국부 설명자(local descriptor)방식이 있다. 본 논문은 비교사방법을 이용하고 성능 분석에 데이터베이스를 활용한다.

과거 십 수 년 동안 멀티미디어 처리를 위하여 다양하게 세일리언시 모델이 제안되어 왔으며, 상향식 방법에 기초한 세일리언시를 이용한 영상 복원<sup>[4~5]</sup>, 영상분할<sup>[6~7]</sup>, 사물 검출<sup>[8]</sup>, 영상압축<sup>[9]</sup>, 영상 합성<sup>[10]</sup> 등과 같은

\* 학생회원 \*\* 정회원, 부산대학교 전자공학과  
(Dept. Electronics Eng., Pusan National University)  
<sup>©</sup> Corresponding Author(E-mail : ikeom@pusan.ac.kr)  
Received ; January 16, 2017 Revised ; March 16, 2017  
Accepted ; May 25, 2017

연구가 활성화 되었다. 상향식 세일리언시 검출을 보다 효과적으로 수행하기 위해서는 영상자체가 가지고 있는 희소성(rarity)과 국부성(locality) 및 반복성(repeatability)을 가지는 특징들을 추출하는 것이 중요하다<sup>[11]</sup>.

세일리언시 검출을 위해 제안된 초창기모델 중에서 Itti는<sup>[12]</sup> 인간의 시각 시스템에서 초기에 인지하는 신경 구조와 시각구조를 모사하는 방법에 근거한 모델을 제시 하였다. 세일리언시의 희소성과 국부성을 밝기, 컬러, 방향 등의 특징들로부터 다중 스케일의 중앙-외접 차이(center-surround difference)를 계산하여 세일리언시 지도를 구성하였다. 하지만, 이런 모델은 너무 광범위한 특징들이 필요하고, 세일리언시 구성을 위한 많은 계산량이 필요한 단점이 있었다.

공간적인 영역에서 희소성을 만족하는 세일리언시를 검출하는 내용 기반 세일리언시(context aware saliency) 검출 방법<sup>[13]</sup>은 특징들 간에 유클리드 거리 차이를 측정하여 세일리언시를 구성하였다. 이 방법은 국부성과 반복성을 만족하게 세일리언시를 추출하는데 효과적이 알려져 있으나, 복잡도에 있어서 몇 가지 단점을 가지고 있다. 이후 진행된 연구들은 이런 단점을 극복하기 위하여 공간영역에서의 연구와는 다르게 직접 변환된 공간에서의 희소성을 검출하는 모델들이 제시되었다. Hou<sup>[14]</sup>가 제안한 잔여 영상 주파수성분 법(spectral residual)은 영상주파수 공간에서의 배경성분을 효율적으로 제거하여 잔여성분을 세일리언시로 구성하는 법을 제안하였다. 이런 방식의 모델은 특징추출량이 적고 세일리언시 구성이 단순하지만, 모델의 적합성은 부족해서 결과는 만족스럽지 못하였다.

Guo, Imamoglu, Murray, Wang<sup>[15-18]</sup> 등은 푸리에 영역 및 웨이블릿 영역에서의 엔트로피를 이용하거나, 특징들의 통계적 특성을 이용한 방법으로 희소성, 국부성, 반복성을 만족하는 세일리언시를 구성하였다. 최근 들어, 세일리언시 검출을 위해 정보이론<sup>[19]</sup>, 특이값 분해<sup>[20]</sup>, 성긴 특성(sparse feature)<sup>[21]</sup>, 컬러 특성<sup>[22-23]</sup> 등을 이용한 연구가 활발히 진행되고 있다. 먼저, 효율적인 세일리언시 검출을 위한 모델들 중 2015년 Ma 등은 특이값 분해를 이용한 세일리언시 검출 방법을 발표하였다<sup>[20]</sup>. 그러나 이 방법은 희소성을 확보하기 위한 특이값의 범위를 적용적으로 계산하기 어려운 단점을 가지고 있다. 또한 인간시각 특성과 성긴 특징을 이용한 세일리언시 검출 방법<sup>[21]</sup>에서는 세일리언시를 추출하기 위한 중앙-외접 차이를 인간 시각 특성을 도입하여 계산하였다. 컬러와 질감의 응집도를 이용한 세일리언시

검출 방법<sup>[22]</sup>은 적은 계산량으로 우수한 검출 결과를 보였으며, 자연 영상에 대한 세일리언시를 검출하기 위해 국부적 주요 색상 대비 모델을 이용한 방법<sup>[23]</sup> 또한 보고되었다. 하지만, 이 방법은 사전에 주요 색 영역을 분할하여 축소된 영역기반으로 특징을 추출하는 방법으로 사전에 전처리를 시행한 경우로 볼 수 있다.

이러한 변환 영역에서의 연구들 중 웨이블릿 변환과 엔트로피 이론에 근거한 세일리언시 검출 방법은 엔트로피를 가중치로 하여 웨이블릿 계수가 표현하는 국부적 세일리언시 특징을 종합하는 방법으로, 복잡도 면에서 효율적인 장점을 가지고 있다.<sup>[24]</sup> 그러나 세일리언시를 구성하는 특징을 단순히 엔트로피 정보만으로 중첩하여 효율적인 성능을 내지는 못하였다. 또한 웨이블릿 역변환을 수행하여 주파수영역에서 직접 특징을 추출하지 못하였으며, 성질이 다른 특징벡터에 엔트로피를 이용한 가중치를 별도로 적용하지 못한 단점이 있다. 본 논문에서는 다단계 웨이블릿 변환 영역에서 방향성을 가지는 웨이블릿 계수들을 가우시안 커널을 이용하여 중간특징 영상으로 만든 후, 각 영상 간에 상호정보량을 계산하여 희소성에 대한 가중치를 가지게 하고 이를 특징벡터의 방향성 결합에 Minkowski 합과 중앙 집중 현상<sup>[25-26]</sup>을 이용하여 세일리언시 지도를 구성하는 방법을 제안하고자 한다. 본 논문의 방법은 비교적 적은 계산량으로 우수한 세일리언시 검출 성능을 나타낼 수 있다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 제안된 세일리언시 검출 방법의 구체적인 특징과 단계별 과정을 기술하고, III장에서 모의실험을 통해 제안된 기법의 성능을 분석한다. 마지막으로 IV장에서 결론에 대해 기술한다.

## II. 제안 방법

영상에서 세일리언시를 추출하여 인간 시각의 감도를 표시한 것을 세일리언시 지도라 한다. 본 논문에서는 최종적인 세일리언시 지도를 생성하기 위하여 색차로 분해된 영상에 대한 웨이블릿 변환을 먼저 수행한다. YCbCr 색 공간의 영상  $I^c$ 에 대한 웨이블릿 변환은 다음과 같다. 즉,

$$f_{o,l}^c = DWT(I^c), \quad (1)$$

여기서  $I^c$ 는  $YC_bC_r$  컬러 공간에서의 영상이고,  $f_{o,l}^c(i, j)$ 는 변환 영역의 좌표  $(i, j)$ 에서 각 컬러 성분

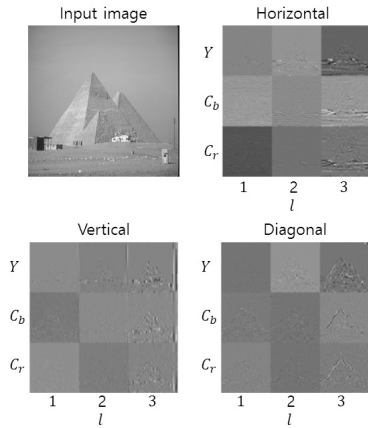


그림 1. 입력 영상에 대한 세일리언시의 특징벡터,  $f_{o,l}^c(i, j)$

Fig. 1. Saliency feature vector,  $f_{o,l}^c(i, j)$  for input image.

$c \in \{Y, C_b, C_r\}$ 에 대하여 스케일  $l \in \{1, 2, 3, \dots\}$ 에서 방향  $o \in \{hrz, vrt, dig\}$ 를 가지는 고주파 웨이블릿 계수를 나타낸다. 그리고  $DWT(X)$ 는 영상  $X$ 에 대한 이산 웨이블릿 변환을 나타낸다. 본 논문에서는 웨이블릿 부밴드 영상  $f_{o,l}^c(i, j)$ 를 세일리언시 검출을 위한 특징 벡터로 사용하고자 한다. 그림 1은 입력 영상에 대하여 세 가지 컬러 성분에 대한 방향별 및 스케일별 세일리언시 특징  $f_{o,l}^c(i, j)$  나타내고 있다.

### 1. 희소성 검출

일반적으로 영상 내에서 다른 부분과는 다르게 독특한 부분이 있다면, 이러한 부분을 강조하는 특징을 추출하여 최대화 하는 것이 세일리언시를 검출하는 방법으로 사용될 수 있다. 웨이블릿 영역에서 고주파 부밴드 영상은 배경과는 분리된 경계 성분으로 특정 주파수 대역에 집중된 형태로 나타나기 때문에 세일리언시 검출을 위한 특징으로 빈번히 사용되고 있다<sup>[16, 24]</sup>. 본 논문에서는 웨이블릿 영역에서 세일리언시 성분을 더욱 강조하기 위하여 웨이블릿 계수에 대한 스케일링을 수행한다. 먼저 다중 분해된 모든 웨이블릿 부밴드 영상을  $l=1$ 을 가지는 부대역 영상의 크기로 스케일링을 한다. 그리고 웨이블릿 부대역의 위치  $(i, j)$ 에서 모든 웨이블릿 계수에 대하여 다음과 같이 고차 승수 계산을 수행한다. 즉,

$$e_{o,l}^c(i, j) = (f_{o,l}^c(i, j))^n, \quad (2)$$

여기서  $e_{o,l}^c(i, j)$ 는  $f_{o,l}^c(i, j)$ 에 대한  $n$ -승이 가해진 값이며, 큰 계수를 더욱 강조하고, 작은 계수의 영향을

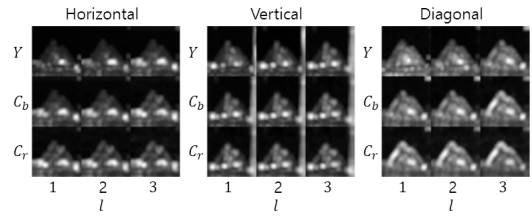


그림 2. 가우스 필터링이 수행된 중간 세일리언시,  $g_{o,l}^c(i, j)$

Fig. 2. intermediate saliency,  $g_{o,l}^c(i, j)$  by Gaussian filtering.

줄이기 위해 사용된다.<sup>[24]</sup>의 방법에서는  $n=2$ , 즉 에너지 값을 사용하였지만, 본 논문에서는 더 많은 강조를 위하여  $n=4$ 를 사용하였다.

식 (2)의  $e_{o,l}^c(i, j)$ 는 인간 시각 세포의 전달 특성을 모사<sup>[13]</sup>하기 위하여 정방형 윈도우를 가지는 이차원 가우스 필터링을 수행한 후, 동일한 차원을 만들기 위해  $1/n$ -승을 취한다. 즉,

$$g_{o,l}^c(i, j) = (e_{o,l}^c(i, j) * G_k)^{1/n}, \quad (3)$$

여기서  $g_{o,l}^c(i, j)$ 는 가우스 필터링이 수행된 특징이며,  $G_k$ 는 입력 영상의 10%에 해당하는 크기를 가지는  $k \times k$  블록 형태의 저주파 가우스 필터 커널이다. 또한  $*$ 는 컨벌루션 연산자이다. 그림 2는 가우스 필터링이 수행된 중간 세일리언시 특징들을 나타내고 있다. 그림 2에서 볼 수 있는 바와 같이, 중간 세일리언시 특징들은 스케일별, 방향별, 색상별로 희소한 특징들을 잘 표현하고 있음을 알 수 있다.

본 논문에서 사용하고자 하는 세일리언시 검출을 위한 특징의 영상의 수는 컬러 성분 3개, 방향성분 3개 및 웨이블릿 레벨수의 곱으로 계산된다. 그림 2와 같이  $l=3$ 일 때, 특징 영상의 수는 총 27개가 된다. 본 논문에서는 다양한 특징 영상들을 웨이블릿 부대역의 방향 성별 영상으로 합하여 서로 다른 방향 성분을 가지는 3개의 특징 영상으로 결합하는 방법을 사용한다.  $d_o(i, j)$ 를 방향별 특징 영상으로 정의하고, 다음과 같이 이를 계산한다.

$$d_o(i, j) = \sum_c \sum_l g_{o,l}^c(i, j). \quad (4)$$

그림 3은 방향별 세일리언시,  $d_o(i, j)$ 를 나타내고 있다. 그림 3에서 볼 수 있듯이, 웨이블릿 부밴드의 방향성에 따라 서로 다른 세일리언시를 보이고 있다. 본 논문에서는 먼저 세일리언시의 주방향 성분을 엔트로피 값으

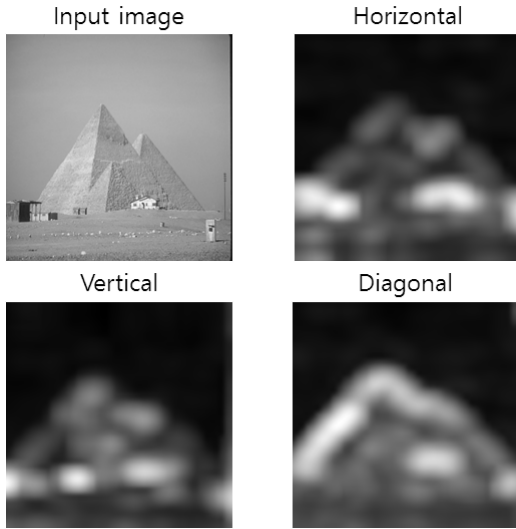


그림 3. 방향별 세일리언시,  $d_o(i, j)$   
Fig. 3. Directional saliency,  $d_o(i, j)$ .

로 검출하고, 상호 정보량을 이용하여 이를 결합하는 방법으로 세일리언시를 검출하고자 한다.

## 2. 주방향 성분 검출

공간 영역에서의 희소성은 주파수 영역에서의 엔트로피의 값과 밀접한 관계를 가지고 있다<sup>[23]</sup>. 즉, 가장 낮은 엔트로피를 가지는 부밴드가 가장 높은 희소성을 가진다고 볼 수 있어, 이를 주된 세일리언시로 검출하는 것이 타당하다. 본 논문에서는 먼저  $d_o(i, j)$ 에 대한 엔트로피,  $V_o$ 를 다음과 같이 구한다.

$$V_o = H(D_o), \quad (5)$$

여기서  $D_o$ 는  $d_o(i, j)$ 로 구성된 세일리언시 영상이며,  $H(X)$ 는 랜덤변수  $X$ 에 대한 엔트로피 값이며, 다음과 같이 정의된다.

$$H(X) = - \sum_{x \in X} p(x) \log p(x), \quad (6)$$

여기서  $p(x)$ 는 랜덤변수  $X = x$ 일 확률을 의미한다. 세일리언시를 위한 주방향 성분을 검출하기 위하여 최소 엔트로피,  $V_{\min} = \min_o V_o$ 을 구하고 이때의 방향을  $o_{\min}$ 으로 한다. 위의 과정을 통해 세일리언시를 위한 주방향 성분  $d_{o_{\min}}(i, j)$ 을 구할 수 있다. 그림 3의 경우에  $V_{vert} = 6.85$ ,  $V_{hrz} = 6.73$ ,  $V_{dig} = 7.03$ 으로 최소 엔트로피를 가지는 수평 방향성분이 방향 성분이 된다.

3. 상호 정보량을 이용한 세일리언시 지도의 구성  
식 (5)와 같이 주방향 성분이 결정되더라도, 자연 영상의 경우 다른 방향의 세일리언시 성분을 무시할 수 없다. 따라서 본 논문에서는  $d_{o_{\min}}(i, j)$ 과  $d_o(i, j)$ 의 상호 정보량(mutual information)을 이용하여 세일리언시 지도를 구하는 방법을 제안한다. 먼저  $d_{o_{\min}}(i, j)$ 과  $d_o(i, j)$ 의 상호 정보량,  $M_o$ 를 다음과 같이 구한다. 즉,

$$M_o = I(D_{o_{\min}}; D_o). \quad (7)$$

여기서  $I(X; Y)$ 는 랜덤변수  $X$ 와  $Y$ 의 상호 정보량으로  $I(X; Y) = -H(Y|X) + H(Y)$ 로 구해진다. 식 (7)에서  $o = o_{\min}$ 일 때, 최대 상호 정보량,  $M_{\max}$ 를 가진다.

상호 정보량은 두 랜덤변수간의 상호 의존성을 측정하는 양으로 정의된다. 즉, 세일리언시 검출을 위한 주방향 성분  $d_{o_{\min}}(i, j)$ 에 대하여  $d_o(i, j)$ 의 정보가 얼마만큼의 의존성을 가지는지를 상호 정보량으로 구할 수 있다. 그림 3의 예에서  $M_{hrz} = 6.73$ 로서 엔트로피와 같은 값을 가지고,  $M_{vert} = 1.20$ ,  $M_{dig} = 1.57$ 의 값을 가진다. 즉, 주 방향성분인 수평 방향에 대하여 대각 방향성분이 수직 방향성분보다 더 많은 정보량을 가지는 것으로 나타난다. 본 논문에서는 이와 같은 상호 정보량을 이용하여 방향별 세일리언시의 비중을 구하는 방법을 제안한다. 즉,  $d_o(i, j)$ 의 가중치  $w_o$ 를 다음과 같이 정의한다.

$$w_o = \frac{M_o}{M_{\max}}. \quad (8)$$

식 (8)에서  $o = o_{\min}$ 일 때,  $M_o = M_{\max}$ 가 되어  $w_o = 1$ 이 되며, 나머지의 경우에는 1보다 작은 값을 가지게 된다. 그림 3의 예로 살펴보면,  $w_{hrz} = 1$ ,  $w_{vert} = 0.17$ ,  $w_{dig} = 0.23$ 이 된다.

웨이블릿 변환 영역의 세 가지 방향 성분을 이용한 세일리언시 지도를 다음과 같이 Minkowski 합<sup>[26]</sup>의 형태로 정의한다. 즉,

$$s_m(i, j) = \left[ \sum_o (w_o d_o(i, j))^p \right]^{1/p}, \quad (9)$$

여기서  $s_m(i, j)$ 는 세일리언시 지도이며,  $p$ 는 Minkowski 지수이다. 본 논문에서는  $p = 0.8$ 을 사용하였다. 최종 세일리언시를 검출하기 위하여 일반적으로 이미 검



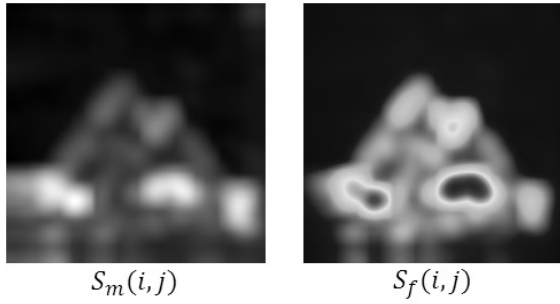


그림 4. 최종 세일리언시 지도  
Fig. 4. Final saliency map.

출된 세일리언시를 다시 강조하거나, 재평가 하는 방법이 많이 사용되고 있다<sup>[13]</sup>. 즉, 검출된 세일리언시 지도 중에 많은 영향력을 가지는 영역을 다른 영역보다 더 많은 비중을 가지게 하는 방법과 영상의 중앙부에 보다 중요한 정보가 밀집해 있다고 가정하여 중심부에 더 많은 가중치를 주는 방법이 있다. 본 논문에서는 최종 세일리언시 지도에 대하여 다음과 같이 영상의 중앙부에 가중치를 적용하는 방법을 사용하여 최종 세일리언시,  $s_f(i, j)$ 를 결정한다.

$$s_f(i, j) = \text{nor}(s_m(i, j) * G_c), \quad (10)$$

여기서  $G_c$ 는 입력 영상의 80% 크기로 설정된 가우스 커널을 나타내며  $\text{nor}(x)$ 는  $x$ 의 범위를 [0, 1]의 값으로 정규화하는 연산자이다. 그림 4는 최종적으로 구해진 세일리언시 지도를 나타내고 있다.

### III. 실험 및 결과

제안된 세일리언시 검출 방법을 검증하기 위하여 본 논문에서는 두 개의 데이터베이스를 사용하였다. 하나는 CAT2000 데이터베이스<sup>[27]</sup>로 1920×1080 크기의 영상을 2000개 포함하고 있으며, 20개의 서로 다른 범주를 가지고 있다. 또 다른 하나의 데이터베이스는 비교적 최근에 제안된 것으로 복합장면 세일리언시 영상집합 (complex scene saliency dataset)의 확장판인 ECSSD<sup>[28]</sup>로 1000장의 영상으로 구성되어 있다. 두 가지 데이터베이스 모두 검증 자료(ground truth)영상을 각각 24명, 5명의 자유 시각으로 생성하였다. 성능 비교를 위해서는 참과 거짓으로 구분되는 이진화된 검증자료 영상이 필요하지만, CAT 2000의 경우 시험자의 눈동자를 추적한 영상(fixation map)을 블러링한 세일리언시 밀도 지도(human density map)를 가지고 있으므로 이를 이진화하여 사용하였다.

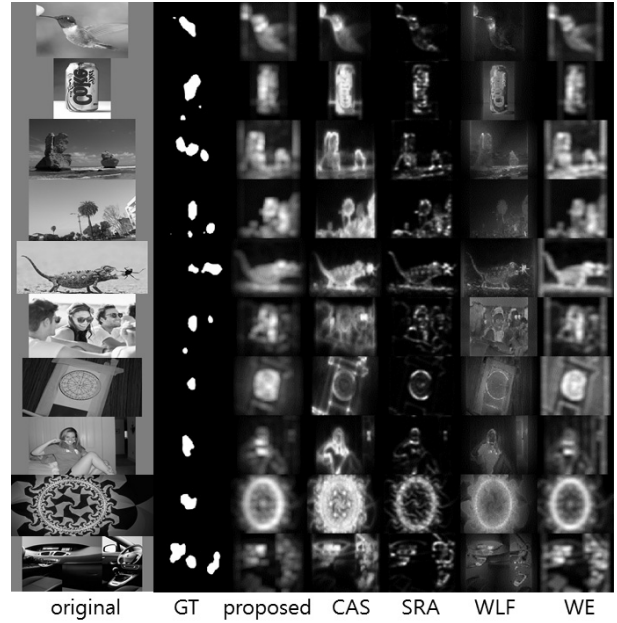


그림 5. CAT 2000 데이터베이스 세일리언시 검출 결과  
Fig. 5. Saliency detection results for CAT 2000 database.

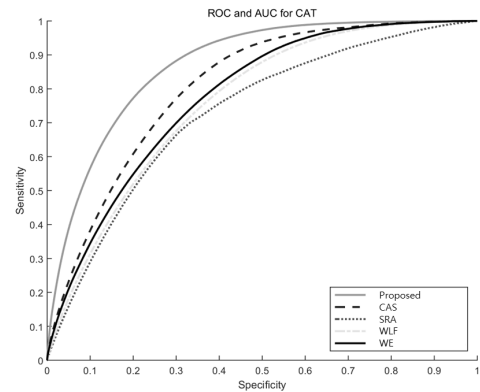


그림 6. CAT2000 데이터베이스에 대한 ROC 곡선  
Fig. 6. ROC curves for CAT2000 database.

본 논문에서는 비교적 최신 연구방향과 그 결과를 가지고 있는 context aware saliency(CAS)<sup>[13]</sup>, spectral residual approach(SRA)<sup>[14]</sup>, wavelet low-level feature (WLF)<sup>[16]</sup>, wavelet transform and entropy(WE)<sup>[24]</sup>의 결과를 구현하고 비교하였다. CAS는 특히 패치기반의 검출방법으로 계산량이 기하급수적으로 증가하는 문제점이 있으나, 희소성과 단계적 축척(scale)을 이용하여 패치의 크기(saliency volume) 개념도입 등에서 기준이 되는 방법이다. SRA는 공간적영역의 패치기반에서 주파수영역에서의 특징추출로 계산량을 줄였으며, 가우시안 블러를 이용한 축척 공간(scale space)을 도입하여 다중 축척(multi-scale)특징을 검출하는 대표적 방법이다. WLF와 WE는 비교적 최신의 방법으로 주파수영역 특

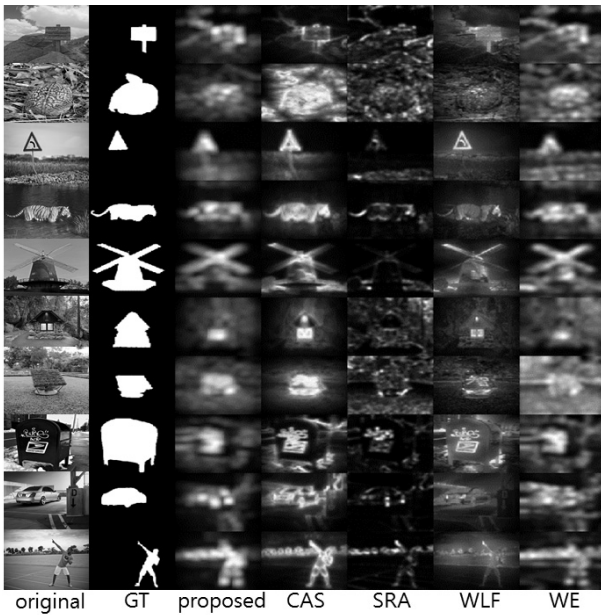


그림 7. ECSSD 데이터베이스 세일리언시 검출 결과  
Fig. 7. Saliency detection results for ECSSD database.

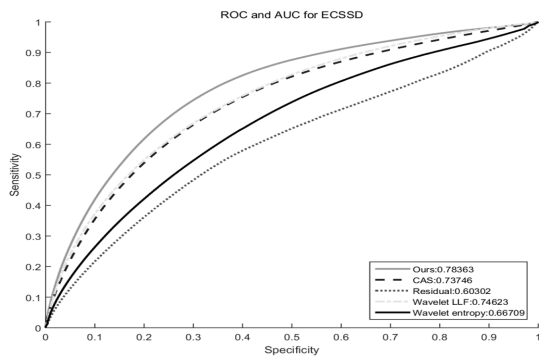


그림 8. ECSSD 데이터베이스에 대한 ROC 곡선  
Fig. 8. ROC curves for ECSSD database.

징추출과 축척 공간분석을 웨이블릿을 이용하여 한 번에 수행한다. 또한 세일리언시에 대한 특징벡터의 국부 복잡도를 엔트로피로 결정한다. 최근 슈퍼 픽셀 기반의 연구가 좋은 검출 율을 가지지만, 사전 세그멘테이션에 기반하고 있으므로 본 논문의 연구방향과는 차이가 있다. 본 논문에서 사용된 웨이블릿 변환은  $YC_bC_r$  색성분에 대해 'Daubechies(db4) 커널을 사용하여 3 레벨까지 수행하였다. 또한 서로 다른 구조의 영상에 대해 같은 엔트로피 값을 가지는 것을 방지하기 위하여 엔트로피를 계산하기 전에  $\sigma = 0.25$  크기의 가우시안 필터링을 수행하였다. 성능 평가 척도는 수신자 조작 특성 (receiver operation characteristic: ROC) 곡선과 ROC 아래 면적 (area under the ROC curve: AUC)<sup>[29]</sup>을 사용하였다.

표 1. 두 개의 데이터베이스에 AUC 값의 비교  
Table1. AUC value comparison for two databases.

	CAT2000	ECSSD
CAS	0.80	0.73
SRA	0.72	0.60
WLF	0.76	0.74
WE	0.77	0.66
제안 방법	0.87	0.78

표 2. 평균 세일리언시 검출 시간 비교 (단위: 초)  
Table2. Comparison of average computation times of saliency detection (unit: sec)

	CAT2000	ECSSD
CAS	18.745	22.352
SRA	0.008	0.013
WLF	2.188	0.633
WE	2.526	0.255
제안 방법	3.234	0.289

그림 5는 CAT2000 데이터베이스에 대한 세일리언시 검출 결과이다. 그림 6에서 볼 수 있는 바와 같이 본 논문의 방법과 CAS 및 WE 방법은 비교적 세일리언시를 잘 표현하고 있는 반면, SRA와 WLF 방법은 세일리언시 검출을 잘 하지 못하고 있음을 알 수 있다. 전체 CAT2000 데이터베이스에 대한 정량적인 성능을 보기 위하여 그림 6에 ROC 곡선을 나타내었다. 그림 6에서 알 수 있는 바와 같이, 본 논문의 방법이 가장 우수한 ROC 곡선을 표현하고 있다. 그림 7 및 8은 각각 ECSSD 데이터베이스에 대한 세일리언시 검출 결과와 ROC 곡선을 나타내고 있다. CAT2000 데이터베이스와 마찬가지로 본 논문의 세일리언시 검출 결과가 ECSSD 데이터베이스에 대하여도 가장 우수함을 알 수 있다.

표 1은 두 개의 데이터베이스에 대하여 각 세일리언시 검출 방법의 AUC 값을 나타내고 있다. CAT2000 데이터베이스에 대하여 제안 방법의 AUC 값은 0.87인데 비하여 CAS, SRA, WLF 및 WE 방법의 AUC 값은 각각 0.80, 0.72, 0.76 및 0.77로 나타나, 제안 방법의 AUC 값이 가장 높음을 알 수 있다. ECSSD 데이터베이스의 경우에도 제안 방법의 AUC 값이 0.78로 각각 0.73, 0.60, 0.74 및 0.66을 가지는 CAS, SRA, WLF 및 WE 방법보다 더 높음을 알 수 있다.

표 2는 제안 방법과 기존 방법의 세일리언시 검출을 위한 평균 처리 시간을 나타내고 있다. RSA 방법은 가장 빠른 계산시간을 가지지만 가장 좋지 않은 세일리언

시 검출 성능을 가지고 있다. CAS 방법은 비교적 우수한 AUC값을 가지는 반면, 가장 느린 계산시간을 가진다. 본 논문의 방법은 WLF 및 WE 방법과 비교하여 그다지 많지 않은 계산시간으로 가장 우수한 세일리언시 검출 성능을 보이고 있다.

#### IV. 결 론

본 논문에서는 웨이블릿 변환 영역에서 엔트로피를 이용한 새로운 세일리언시 검출 방법을 제시하였다. 본 논문의 방법은 웨이블릿 고주파 계수에 대한 승수와 가우시안 커널을 이용하여 중간 세일리언시 지도를 형성하였다. 또한 중간 세일리언시 지도를 방향별로 결합한 후 엔트로피를 이용하여 주 방향성 성분을 찾고, 상호 정보량을 이용한 가중치로 Minkowski 합을 이용한 세일리언시 검출 방법을 제안하였다. CAT2000 및 ECSSD 데이터베이스 대한 실험 결과 본 논문의 방법은 기존 방법과 비교하여 평균 1.76초의 계산시간으로 ROC 및 AUC 관점에서 우수한 검출 결과를 보였다.

#### REFERENCES

- [1] Fang, Yuming, et al. "A visual attention model combining top-down and bottom-up mechanisms for salient object detection." 2011 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). IEEE, 2011.
- [2] Treisman, Anne M., and Garry Gelade. "A feature-integration theory of attention." *Cognitive psychology* vol. 12, no. 1, pp. 97-136, 1980.
- [3] M. Land, N. Mennie, and J. Rusted, "The Roles of Vision and Eye Movements in the Control of Activities of Daily Living," *Perception*, vol. 28, no. 11, pp. 1311-1328, 1999.
- [4] Furuya, Takahiko, and Ryutarou Ohbuchi. "Visual saliency weighting and cross-domain manifold ranking for sketch-based image retrieval." *International Conference on Multimedia Modeling*. Springer International Publishing, 2014.
- [5] Zhu, Xianqiang, et al. "A new approach for interesting local saliency features definition and its application to remote sensing imagery retrieval." *Geomatics and Information Science of Wuhan University* vol. 38, no. 6, pp. 652-655, 2013.
- [6] Chang, Kai-Yueh, Tyng-Luh Liu, and Shang-Hong Lai. "From co-saliency to co-segmentation: An efficient and fully unsupervised energy minimization model." *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2011 IEEE Conference on. IEEE, pp. 2129-2136, 2011.
- [7] Qin, Chanchan, et al. "Integration of the saliency-based seed extraction and random walks for image segmentation." *Neurocomputing* vol. 129 pp. 378-391, 2014.
- [8] Ding, Zhenghu, et al. "An approach for visual attention based on biquaternion and its application for ship detection in multispectral imagery." *Neurocomputing* vol. 76, no. 1, pp. 9-17, 2012.
- [9] Fang, Yuming, et al. "Saliency detection in the compressed domain for adaptive image retargeting." *IEEE Transactions on Image Processing* vol. 21, no. 9, pp. 3888-3901, 2012.
- [10] Bhatnagar, Gaurav, and QM Jonathan Wu. "An image fusion framework based on human visual system in framelet domain." *International Journal of Wavelets, Multiresolution and Information Processing* vol. 10, no. 01, pp. 1250002, 2012.
- [11] Kadir, Timor, and Michael Brady. "Saliency, scale and image description." *International Journal of Computer Vision* vol. 45, no. 2, pp. 83-105, 2001.
- [12] Itti, Laurent, Christof Koch, and Ernst Niebur. "A model of saliency-based visual attention for rapid scene analysis." *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence* vol. 20, no. 11, pp. 1254-1259, 1998.
- [13] S. Goferman, L. Zelnik-Manor, and A. Tal, "Context-aware saliency detection," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 34, no. 10. pp. 1915-1926, 2012.
- [14] X. Hou, and L. Zhang, "Saliency detection: a spectral residual approach," *Proceeding of IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 1-8, 2007.
- [15] C. Guo, Q. Ma, and L. Zhang, "Spatio-temporal saliency detection using phase spectrum of quaternion fourier transform," *Proceeding of IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 1-8, 2008.
- [16] N. Imamoglu, W. Lin, and Y. Fang, "A saliency detection model using low-level features based on wavelet transform," *IEEE Trans. Multimedia*, vol. 15, no. 1, pp. 96-105, 2013.
- [17] N. Murray, M. Vanrell, X. Otazu, and C. A. Parraga, "Saliency estimation using a non-parametric low-level vision model," *Proceeding of IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 433-440, 2011.
- [18] W. Wang, Y. Wang, Q. Huang, and W. Gao, "Measuring visual saliency by site entropy rate," *Proceeding of IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp.

2368-2375, 2010.

[19] W. Hou, X. Gao, D. Tao, and X. Li, "Visual saliency detection using information divergence," *Pattern Recognit.*, vol. 46, pp. 2658-2669, 2015.

[20] X. Ma, X. Xie, K. M. Lan, J. Hu, and Y. Zhong, "Saliency detection based on singular value decomposition," *J. Vis. Commun. Image Represent.*, vol. 32, pp. 95-106, 2015.

[21] Y. Fang, W. Lin, Z. Chen, C. W. Lin, and C. Deng, "Visual acuity inspired saliency detection by using sparse features," *Inf. Sci.*, vol. 309, pp. 1-10, 2015.

[22] Y. Wo, X. Chen, and G. Han, "A saliency detection model using aggregation degree of color and texture," *Signal process. Image commun.*, vol. 30, pp. 121-136, 2015.

[23] J. Lou, M. Ren, and H. Wang, "Regional principal color based saliency detection," *plos one*, vol. 9, no. 11, e112475, 2014.

[24] X. Ma, X. Xie, K. M. Lam, and Y. Zhong, "Efficient saliency analysis based on wavelet transform and entropy theory," *J. Vis. Commun. Image Represent.*, vol. 30, pp. 201-207, 2015.

[25] Lin, Yuewei, et al. "A visual-attention model using earth mover's distance-based saliency measurement and nonlinear feature combination." *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, vol. 35, no. 2, pp. 314-328, 2013.

[26] M. To, P.G. Lovell, T. Troscianko, and D.J. Tolhurst, "Summation of Perceptual Cues in Natural Visual Scenes," *Proc. Royal Soc. B*, vol. 275, no. 1649, pp. 2299-2308, 2008.

[27] Borji, Ali, and Laurent Itti. "Cat2000: A large scale fixation dataset for boosting saliency research." *arXiv preprint arXiv:1505.03581*, 2015.

[28] Shi, Jianping, et al. "Hierarchical image saliency detection on extended cssd." *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence* vol. 38, no. 4, pp. 717-729, 2016.

[29] C. D. Brown, and H. T. Davis, "Receiver operating characteristics curves and related decision measures: A tutorial," *Chemometer, Intell. Lab.*, vol. 80, no. 1, pp. 24-38, 2006.

저 자 소 개



문 상 환(학생회원)  
1996년 동아대학교 전자공학과 학사 졸업.  
2014년 부산대학교 전자공학과 석사 졸업.  
2016년 부산대학교 전자공학과 박사 수료.

1997년~현재 부산문화방송 재직  
<주관심분야: 영상신호처리, 웨이블릿 변환 신호 처리, 밴포드 분석, 세일리언시 검출>



이 호 상(학생회원)  
2013년 경성대학교 정보통신공학과 학사 졸업.  
2015년 부산대학교 전자공학과 석사 졸업.  
2017년~현재 부산대학교 전자공학과 박사 과정.

<주관심분야: 영상신호처리, 웨이블릿 변환 신호 처리, 세일리언시 검출>



문 용 호(정회원)  
1992년 부산대학교 전자공학과 학사 졸업.  
1994년 부산대학교 전자공학과 석사 졸업.  
1998년 부산대학교 전자공학과 박사 졸업.

2007년~현재 경상대학교 항공우주 및 소프트웨어 공학과 교수  
<관심분야: 영상처리, SoC, 임베디드시스템, 항공전자, 동영상부호화>



엄 일 규(정회원)-교신저자  
1990년 부산대학교 전자공학과 학사 졸업.  
1992년 부산대학교 전자공학과 석사 졸업.  
1998년 부산대학교 전자공학과 박사 졸업.

2006년~현재 부산대학교 전자공학과 교수  
<주관심분야: 영상 신호처리, 웨이블릿 변환 신호 처리, 영상 포렌식, 멀티미디어 보안>