

Saliency Map을 이용한 최적 임계값 기반의 객체 추출

Obtaining Object by Using Optimal Threshold for Saliency Map Thresholding

Nguyen Cao Truong Hai, 김도연, 박혁로
전남대학교 전자컴퓨터공학과

Nguyen Cao Truong Hai(nct.hai@ejnu.net), Do-Yeon Kim(doyeone@ejnu.net),
Hyuk-Ro Park(hyukro@jnu.ac.kr)

요약

이미지로부터 중요 객체를 추출하는 것은 추적, 분할, 적응적 압축, 내용기반 검색과 같은 멀티미디어 처리에 있어서 매우 중요한 부분이며, 현재 이에 관한 많은 연구가 진행되고 있다. 중요 객체 추출을 위한 방법으로 Saliency Map을 이용한 방법이 있다. 이 방법에서는 일반적으로 이진화된 Saliency Map을 이용하여 어떤 화소가 중요 객체 내부인가 아닌가를 표시한다. 따라서 이 방법은 이진화를 위한 임계값의 선택이 성능에 매우 중요한 영향을 끼친다. 기존 연구에서는 일반적으로 휴리스틱 방법을 이용하여 임계값을 결정하거나 매개변수로 임계값을 조정하는 방법이 사용되었다. 그러나 하나의 임계값 적용은 이미지 안의 다수의 객체가 포함되어 있는 경우 적합하지 않다. 본 논문에서는 이러한 단점을 개선할 수 있는 Otsu 임계값을 이용한 전역적인 최적 임계값을 사용하는 방법을 제안한다. 제안하는 Otsu 임계화 방법은 단일-계층에 적용할 수 있는 Otsu 방법과 이를 확장하여 다중-계층에도 적용할 수 있는 Otsu 방법이다. 제안한 방법을 기존의 Saliency Map 모델에 적용한 결과 성능이 개선되었음을 확인하였다.

■ 중심어 : | Saliency Map | Otsu 임계화 | 다중-계층 Otsu 임계화 |

Abstract

Salient object attracts more and more attention from researchers due to its important role in many fields of multimedia processing like tracking, segmentation, adaptive compression, and content-base image retrieval. Usually, a saliency map is binarized into black and white map, which is considered as the binary mask of the salient object in the image. Still, the threshold is heuristically chosen or parametrically controlled. This paper suggests using the global optimal threshold to perform saliency map thresholding. This work also considers the usage of multi-level optimal thresholds and the local adaptive thresholds in the experiments. These experimental results show that using global optimal threshold method is better than parametric controlled or local adaptive threshold method.

■ keyword : | Saliency Map | Otsu Thresholding | Multi-level Otsu Thresholding |

I. 서론

이미지와 같은 멀티미디어로부터 원하는 데이터를

효율적으로 검색하기 위해서는 영역 분할이나 관심 객체를 자동으로 추출하는 방법이 먼저 연구되어야 한다. 이러한 문제는 기술적으로 어렵지만 매우 중요한

* 본 논문은 2009년도 전남대학교 학술연구비 지원에 의하여 연구되었습니다.

접수번호 : #110302-003

접수일자 : 2011년 03월 02일

심사완료일 : 2011년 04월 15일

교신저자 : 박혁로, e-mail : hyukro@jnu.ac.kr

부분이기 때문에 많은 연구자들의 관심을 끌고 있다. 이미지로부터 중요 객체를 추출하는 방법에는 여러 가지 방법들이 존재한다. 본 논문에서는 그중에서도 시각적 주의(visual salient attention)를 이용하여 중요 객체를 추출하는 방법을 연구한다.

인간의 인지과정을 보면 감각 기관에서 인식된 수많은 정보가 신경을 통해 뇌로 전달되지만, 인간은 이들 신호 중 본인이 원하는 극히 일부의 신호만 선택하여 감지하게 된다. 이것을 주의라고 한다. 시각적 주의 이론은 사람의 시각체계를 통해 입력되는 수많은 영상 중에 의미 있는 특징만 선택적으로 선별하여 주의를 특정 객체에 집중시킴으로써 보다 빠르고 많은 처리를 수행하게 된다는 이론이다. 이러한 뇌의 선택적 주의 집중에 대한 연구는 생물학, 인공지능, 컴퓨터 비전 분야에서 활발히 진행되고 있다. 특히, 이를 바탕으로 하는 Saliency Map은 이미지를 이진화하여 객체와 객체가 아닌 것으로 나눔으로써 관심있는 중요 객체를 추출하는데 주로 사용되고 있다.

이와 관련하여 Itti-Koch[1]는 특징 통합 이론(feature integration theory)을 기반으로 신경심리학 모델인 중요도 기반 시각적 주의 모델(saliency based visual attention model)을 제안하였다. 이 연구를 기반으로 하는 Ouerhani et al. [2]은 비선형방식의 Saliency Map을 만들었으며, Ouerhani-Hugli [3]는 가시성 지도(conspicuity map)에 의해 얻어지는 전체 특징 값 중 가장 큰 값을 취하여 가중치를 계산하는 Saliency Map 모델을 제시하였다. 또한, Hu et al. [4]는 가시성 지도를 특정 값으로 임계화 하는 방법을 사용하였다.

이진화 Saliency Map에서 가장 중요한 것은 임계화 방법이다. 위의 모델들은 주로 매개변수를 동적으로 조정하여 임계값을 결정하거나 지역에 적응적으로 최적화하는 임계화 방법을 사용하였다. 그러나 하나의 임계값으로 다중 그레이 히스토그램이 나타나는 이미지에 적용하기에는 부적합하며, 환경이나 응용방법에 따라 성능에 큰 차이를 보이는 단점이 있다.

이러한 단점을 개선하기 위하여 본 논문에서는 Otsu[5] 임계값을 이용한 이진 임계화 방법을 제안한다. 단일-계층에 적용할 수 있는 Otsu 임계화 방법과 이

를 확장하여 다중-계층에 적용할 수 있는 임계화 방법을 제안한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2절에서는 기존의 Saliency Map의 관련 연구와 임계화 방법들을 살펴보고, 3절에서는 제안하는 단일-계층 Otsu 방법과 다중-계층 Otsu의 방법을 설명한다. 4절에서는 제안한 방법의 우수성을 검증하기 위한 비교 실험 결과를 기술하고, 마지막 5절에서는 결론을 내린다.

II. 관련연구

본 절에서는 Saliency Map을 이용한 기존의 중요 객체 추출 방법에 대해 살펴보고, 현재 많이 사용되고 있는 임계화 방법에 대해 알아본다.

1. 중요도 모델

1.1 Itti-Koch 중요도 모델

Itti-Koch 방법은 맨 처음 지형적인 특징 지도들의 집합으로 분해한다. 각각의 지도에서 중요한 부분은 주변의 특징들과 확연한 차이로 추출해 낼 수 있다. 모든 특징 지도들은 상향식 방법으로 중요한 특징이 필터링되어 Saliency Map을 생성한다.

이 방법은 저단계 특징 즉, 색상, 명암도, 방위 정보에 대해 각 특징의 스케일이 9단계인 가우시안 피라미드를 생성하여 조합하므로 연산량이 많은 단점이 있다. 또한 저단계 특징으로 각각의 특징 지도들을 생성하고 이들의 평균값으로 Saliency Map을 구성하므로 노이즈 또는 중요도가 낮은 객체로 마스크된 지도들은 중요한 영역에 강하게 나타나는 원인이 된다.

1.2 그래프-기반 시각적 중요도 모델

Harel[9]은 GBVS(Graph based visual saliency)모델을 제시하였다. 시각적 중요도 접근 방법을 관찰한 결과, 가장 중요한 시각적 모델들은 추출, 활성화, 정규화(결합)와 같이 총 3단계로 구성되었다고 결론지었다. 그리고 중요도 계산은 차이점과 중요도를 이용하여 마르코프 체인처럼 그래프의 모서리 가중치를 정의하고

활성화와 정규화가 통합된 방법을 제안하였다. 이러한 유사한 성질의 그래프 알고리즘은 자연스러움과 중요도 계산을 효율적으로 할 수 있다[9][11].

1.3 FTA 중요도 모델

FTA(Frequency-Tuned Achanta)[10]의 기본적인 방법은 다양한 범위에서 이미지 영역과 그 인접 영역의 색상 대비를 이용하여 중요도의 판단을 결정한다. 두드러진 영역 검출을 위해 우선 입력 이미지를 Lab 색상 공간으로 변환하고, 각 색상별 평균값을 구한다. 이를 가우시안 필터링된 영상과의 유클리언 차이로 특징 지도를 생성하고, 선형 조합하여 중요도 지도를 만든다.

이전의 방법은 원본 이미지의 좋은 버전과 나쁜 버전 사이의 화소 대 화소의 감산에 의해 중심-주위-스키마를 이용하여 지역 대비를 강조하였다. 그 결과 성능이 좋지 않았다. 이러한 단점을 지역적 대비에서 확대된 영역의 좋은 버전과 나쁜 버전 사이의 다중 스케일에서 차이를 획득하여 성능을 개선하였다. 또한, 지역적 대비를 추출하기 위하여 평균 특징 벡터를 이용하여 중요도를 측정하였다. 이 방법은 ‘주변의’ 화소 평균 특징 벡터와 ‘중심’의 특징 벡터 사이의 차를 구하고, 빈도 조정을 이용하여 중요도 영역을 강조하였다. 기존의 방법보다 성능이 향상 되었지만, 입력 영상의 평균 값과 두드러진 영역과의 색상 대비가 적을 경우 성능이 저하될 수 있다. 또 다른 단점은 영상에서 두드러진 영역의 크기가 클 경우 전체 평균값에 많은 정보가 포함되기 때문에 관심 집중 영역과의 대비가 적게 일어나 잘못된 영역 검출결과를 나타내는 문제점이 있다.

2. Saliency Map에서의 임계화 방법들

2.1 동적 임계화 방법

동적 임계화 방법은 자동적으로 지도에 있는 모든 중요도 값의 총 평균값에 α 배($\alpha = 2$ or 3)로 결정한다 [10][12]. 계산 방법은 아래 식(1)과 같다.

$$T_a = \frac{2}{W \times H} \sum_{x=0}^{W-1} \sum_{y=0}^{H-1} S(x,y) \quad (1)$$

여기에서 W와 H는 각각 Saliency Map 안에 있는 화소의 너비와 높이를 의미하고, $S(x, y)$ 는 위치(x, y)에 있는 화소의 중요 값이다. 여기에서 계수 α 는 휴리스틱 방법으로 찾아내며, 잘못된 분류(배경 후보를 객체후보로 분류한 경우)의 비율을 감소 시킨다. 그러나 동시에 중요한 객체의 일부를 제거하는 경우도 있다. 일부 응용분야에서 중요한 객체를 잃는다면 전혀 다른 결과를 초래할 수도 있는 중대한 문제이다.

2.2 LAO 임계화 방법

LAO(Local Adaptive Optimal) 임계화 방법은 아래 [그림 1]에서 보는 바와 같이 윈도우 슬라이딩 G의 사이즈를 홀수로 $n \times n$ 으로 분할하고, 비트맵 방식내에서 Saliency Map를 스캔한다. t는 선택할 임계값 함수이고 $T=t(G)$ 는 선택된 최적의 임계값이다. 지역 임계화 관리에는 두가지 방법이 있다. 첫 번째는 모든 윈도우 G_{xy} 에서 지역 임계값 $T_{xy}=t(G_{xy})$ 를 적용하려면, 우선 지도에서 자식-블록으로 나뉘야 한다. 그리고 모든 블록 G_{xy} 안에 있는 각 화소(i, j)는 강하게 나타나는 $I_{G_{xy}}(i, j)$ 기반으로 검정 ($I_{G_{xy}}(i, j) < T_{xy}$)이나 흰색 ($I_{G_{xy}}(i, j) \geq T_{xy}$)로 분류한다. 두 번째 방법은 동일한 기준으로 각 윈도우의 중심 화소(x, y)에서 지역 임계값 T_{xy} 만 적용한다. 첫 번째 방법이 더 빠르지만 성능은 상황에 따라 그 결과가 다르게 나타난다.

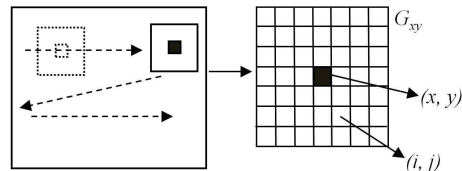


그림 1. 지역적 처리 방법에 사용되는 윈도우 슬라이딩 모델

III. 제안하는 Saliency Map 이진화 방법

Saliency map은 중요도 주의 방법에서 얻은 결과이다. 지도에서 가장 높은 중요 값의 픽셀들 중 적당한 후보들을 선택한다. 이 후보는 중요 객체에 속한 것으로 높은 기회를 가지고 있다. 후보들 중 중요한 객체를 정확히 추출하는 것이 중요하다. 제안하는 방법은 이진화

로 전체 픽셀이 ‘객체에 속한다’와 ‘객체에 속하지 않는다’로 나뉜다. ‘객체에 속한다’는 의미는 흰색 즉, 강한 중요 점(strong saliency point)의 값이 높은 경우(이러한 경우 높은 값이 그레이 스케일 이미지에서도 같은 빈도로 나타난다)를 나타내고, ‘객체에 속하지 않는다’라는 의미는 검은색 즉, 배경을 나타낸다. 정확한 중요 객체를 추출하기 위해서는 임계값의 설정이 중요하다. Otsu 임계값을 이용한 단일-계층 Otsu 임계화 방법과 이를 확장한 다중-계층 Otsu 임계화 방법을 제안한다. 임계값 결정에 있어서 하나의 임계값을 사용하는 것뿐만 아니라 다중의 임계값을 고려함으로써 이미지에 적응적인 임계화가 가능한 중요 객체 추출방법을 제안한다.

1. 단일-계층 Otsu 임계화 방법

Otsu 최적 임계값은 이미지처리 기술에서 대부분 사용하는 이진화 방법으로, 공간 응집 정보를 사용하지 않고 그레이스케일 히스토그램의 양봉 분포를 사용한다. 논문에서는 Otsu를 Saliency Map에 아래의 식과 같이 적용한다.

아래 식(2)에서 지역 그레이 임계값 t 는 지역내의 분산 $\sigma_{intra}^2(t)$ 를 최소화 시킨다. 동등한 경우, 식(3) 보면, 이 임계값 t 는 지역간의 분산 $\sigma_{inter}^2(t)$ 를 최대화 시킨다. 그리고 효율성을 위해 최적 임계값 t 는 항상 $\sigma_{inter}^2(t)$ 를 계산한다.

$$\sigma_{intra}^2(t) = q_b(t)\sigma_b^2(t) + q_f(t)\sigma_f^2(t) \quad (2)$$

$$\sigma_{inter}^2(t) = q_b(t)q_f(t)(\mu_b(t) - \mu_f(t))^2 \quad (3)$$

여기에서 $\mu_b(t)$, $\mu_f(t)$ 는 임계값 t 보다 작은 값의 클래스 변화를 나타내고, $\sigma_b(t)$, $\sigma_f(t)$ 는 임계값 t 보다 큰 값 클래스의 변화를 의미한다. 아래 식(4)에서 $q_b(t)$ 와 $q_f(t)$ 는 각 클래스 클러스터의 속성 화소들의 확률을 의미한다.

$$q_b(t) = \sum_{i=1}^t P(i), \quad q_f(t) = \sum_{i=t+1}^{N_f} P(i) \quad (4)$$

$P(i)$ 는 한 화소가 그레이 계층 i 에 속할 확률을 의미하

고, N_i 는 강한 계층(intensity levels)의 수를 의미한다.

아래의 [그림 2]는 FTA와 제안한 단일-계층 Otsu 방법을 적용한 비교 이미지이다.



그림 2. FTA와 제안한 방법의 이미지 비교

2. 다중-계층 Otsu 임계화 방법

입력 이미지에서 그레이 히스토그램이 3개 또는 그 이상의 형태가 들어 있는 경우도 많다. 이러한 경우 단일-계층 Otsu 방법을 적용하면 정확한 중요 객체를 추출할 수 없다. 이렇게 다중의 그레이 히스토그램이 있는 경우 확장한 다중-계층 Otsu 임계값을 제안한다. 최적의 임계값 인식은 가장 동 떨어진 유형을 임계값으로 인식하여 형태를 분리한다.

알고리즘은 다음 [그림 3]과 같다. 코드에서 t_i 는 계층 i 와 계층 $(i+1)$ 을 분리한 임계값을 대표한다. K -계층 Otsu 방법을 이용할 때, 이미지를 K 계층으로 나누면 총 $(K-1)$ 개 임계값이 필요하다. 명확한 조건은 $t_1 < t_2 < \dots < t_{k-1}$ 이다. 동시에 t_1^* 는 함수에 의해 결정된 최종의 최적 임계값이다. 기존의 Otsu 방법과 같이 q_i 는 각 클래스 클러스터 i 의 속성 화소의 클래스일 확률이고, $P(n_i)$ 는 범위 $[t_{i-1}, t_i]$ 안에 화소의 그레이 계층 n_i 를 가질 확률을 의미한다. 그리고 $\sigma_{intra}(t_1, t_2, \dots, t_{k-1})$ 는 총 내부 클래스 변화량이다. 이 함수는 $\{t_i\}$ 의 모두 선택 가능한 내부 클래스 변화량을 계산하여 최소 내부 클래스 변화량을 생성한 최적 임계값 집합 $\{t_1^*\}$ 를 선택한다.

Otsu의 다중-계층의 단점은 계산 복잡도이다. 이러한 문제점은 기존연구 Liao[13]에서 이전에 계산했던 것을 재사용 함으로써 계산 시간을 해결하였고, 본 논문에서도 Liao의 방법을 적용하여 계산 복잡도의 문제를 해결하였다.

```

[t1*, t2*, ..., tk-1*] = function K-level-Otsu() {
for1 all threshold t1 in [1, 256-K]
  for2 all threshold t2 in [t1+1, 256-K+1]

    for(k-1) all threshold tk-1 in [tk-2+1, 254]
      q1=  $\sum_{n_1=1}^{t_1} P(n_1), \dots,$ 
      q2=  $\sum_{n_2=t_1+1}^{t_2} P(n_2), \dots,$ 
      qk=  $\sum_{n_k=t_{k-1}+1}^{255} P(n_k), \dots,$ 
       $\sigma_{intra}(t_1, t_2, \dots, t_{k-1}) = \sum_{i=1}^k q_i \sigma_i;$ 
      if( $\sigma_{intra}(t_1, t_2, \dots, t_{k-1}) < \sigma_{current-intra}$ )
         $\sigma_{current-intra} = \sigma_{intra}(t_1, t_2, \dots, t_{k-1})$ 
        [t1*, t2*, ..., tk-1*]=[t1, t2, ..., tk-1]
      end if
    end for(k-1)
  end for2
end for1
}
/*end function*/

```

그림 3. 다중-계층 Otsu 알고리즘

다음의 [그림 4]는 제안한 다중-계층 Otsu 알고리즘을 적용한 예시이다.

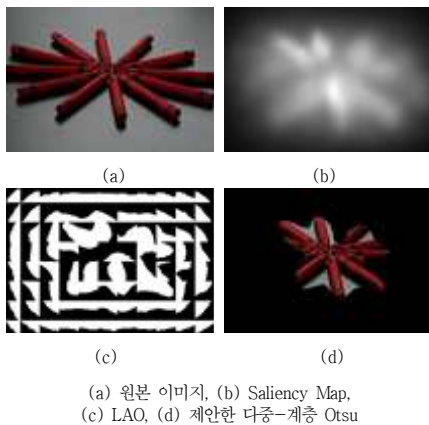
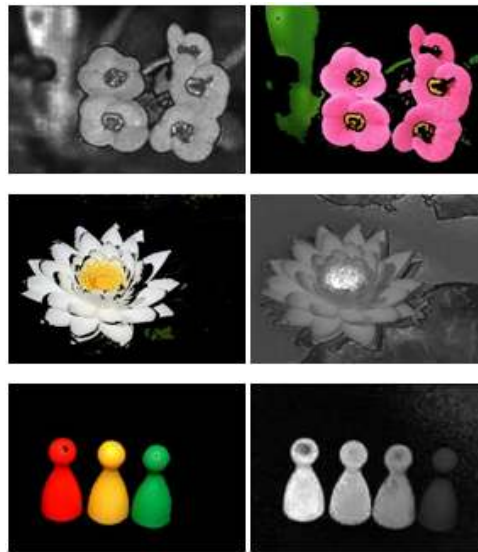


그림 4. 제안하는 Salient Map 비교 이미지

IV. 실험 결과

실험 데이터로 마이크로소프트 리서치 아시아의 중요 객체 데이터베이스(B세트)[14]에서 무작위로 250개 이미지를 선택하여 실험하였다. 이 데이터의 이진화된 기준 이미지는 R. Achanta et al. [10]에서 제공한다. 이 이미지는 처음 Liu et al. [15]에서 중요도 영역 주위 경계를 박스형태로 표시하였으나 그 결과 굴곡이 있는 객체는 정확히 찾아내기 힘들었다. 그래서 R. Achanta et al. [10]는 이 이미지를 바탕으로 좀 더 정확한 객체 추출을 위하여 객체-윤곽 기반의 지상 실측 정보(ground truth) 데이터베이스를 구축하여 공개 하였다.



(a) FTA Saliency Map.
(b) 최적의 Otsu 방법을 적용한 분할 결과

그림 5. 제안하는 최적의 Otsu를 적용한 분할 결과

위의 [그림 5]는 FTA Saliency Map에 제안한 최적의 Otsu 방법을 적용하여 얻은 이진 마스크를 사용한 후의 분할 결과이다.

비교 실험에서 사용하는 Saliency Map은 Itti, GBVS, FTA에서 제안된 적응적 임계값 T_a 를 사용하여 동적으로 임계화를 적용한다.

$$T_a = \frac{2}{W \times H} \sum_{x=0}^{W-1} \sum_{y=0}^{H-1} S(x,y) \quad (4)$$

W와 H는 Saliency Map에서 화소의 폭과 높이를 표현한 것이고, $S(x,y)$ 는 (x, y) 위치에 있는 화소의 중요 값이다.

실험은 위에서 언급한 Otsu, LAO, 다중-계층 Otsu로 실험하여 성능을 평가하였다. 그리고 다중-계층 Otsu는 3, 4, 5계층을 처리하였고 그러기 위해서는 2, 3, 4 계층의 최적 임계값을 각각 인식해야 한다. 다른 논문과 FTA 결과를 비교 평가하기 위하여 이외의 다른 어떤 분할 방법도 사용하지 않았다.

$$F_{measure} = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (5)$$

각 방법의 성능을 평가하기 위하여, 해당 지상 실측 정보 기반으로 얻은 임계화를 적용한 지도를 비교하여 평균 정확율, 재현율, $F_{measure}$ (5)를 계산하였다. 정확율은 총 화소들에서 정확히 분류된 화소의 비율을 나타낸다. 재현율은 지상 실측 정보에 있는 전경 화소에 정확히 분류된 화소의 비율을 나타낸다. 실험의 결과는 아래의 [표 1][표 2][그림 4]에서 나타낸 바와 같다.

위의 표에서 보는바와 같이 다중 계층 Otsu 방법이 높은 정확율이 갖고 있지만 Otsu 방법을 이용한 것보다 낮은 재현율을 갖는다. 이 결과는 동적 방법이 경계선이나 형태와 같은 주요한 개체 정보를 많이 잃어버릴 수 있다는 것이다([그림 3]). GBVS-Otsu 방법이 가장 높은 재현율을 얻을 수 있지만 FTA-Otsu 방법보다 정확율과 $F_{measure}$ 값이 더 낮다.

표 1. 단일-계층 임계화 방법의 성능 평가

	정확율	재현율	$F_{measure}$
Itti-dynamic	55.14	47.99	47.40
GBVS-dynamic	67.71	57.61	57.68
FTA-dynamic	74.64	56.77	61.13
Itti-LAO	26.51	53.63	33.29
GBVS-LAO	27.89	56.49	34.99
FTA-LAO	32.32	55.28	38.57
Itti-Otsu	54.40	69.55	58.42
GBVS-Otsu	60.56	82.07	67.33
FTA-Otsu	78.59	76.54	75.23

표 2. GBVS 지도에서 다중-계층 Otsu 임계화의 성능 평가

Class-Selected	정확율	재현율	$F_{measure}$
2_1	60.56	82.07	67.33
3_1	71.21	53.23	60.92
3_2	47.84	91.81	62.92
4_1	75.10	36.63	49.25
4_2	61.31	78.10	68.69
4_3	40.54	94.57	56.75
5_1	76.89	26.79	39.73
5_2	68.39	63.05	65.61
5_3	53.65	87.42	66.49
5_4	36.33	95.51	52.64

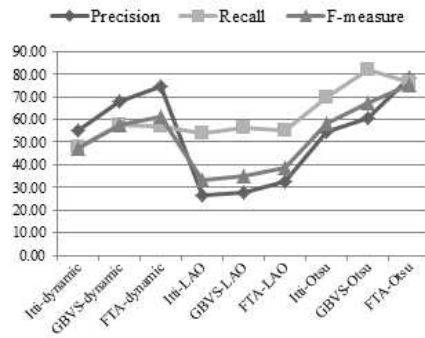


그림 5. 성능 평가

[그림 5]에서는 Otsu 그룹의 모든 방법들이 재현율과 $F_{measure}$ 에서 더 좋은 실행결과를 나타낸다. 결과에서 보는바와 같이 지역 방법이 중요도 지도의 임계화 작업 목적에 적절하지는 않지만 문자 추출이나 문자 스트로크(stroke) 개선 문제 영역에서 많이 사용된다. 다중-계층 Otsu 방법이 좋은 성능의 $F_{measure}$ 을 얻을 수는 없지만 정확율과 재현율의 균형을 유지하고 이미지 분류와 검색 영역에서 배경 잡음을 효과적으로 감소시키는데 도움이 된다.

V. 결론

본 논문에서는 Saliency Map의 임계화 방법으로 Otsu를 적용한 단일-계층 Otsu방법과 다중-계층 Otsu 방법을 제안하였다. 이미지내의 다중 객체가 포함되어 있을 때 다중-계층 Otsu 임계화를 적용하여최적의 적

응적인 임계화를 제안하였다.

실험으로 기존의 Itti, GBVS 및 FTA 세 가지 중요도 지도 방법을 이용하여 다양한 임계화 알고리즘을 분석하였다. 그 결과 FTA 중요도 지도 기반의 Otsu 임계화 방법이 가장 성능이 좋은 것으로 나타났다. 또한 그룹 기반의 Otsu는 다른 임계화 기술보다 재현율과 $F_{measure}$ 이 성능이 더 개선 되었음을 보였다. 그러나 다중-계층 Otsu의 방법은 크게 성능이 개선되지는 않았다. 원인은 시간의 복잡도로 인해 5계층까지 실험하였고, 이로 인해 성능이 크게 좋아지지는 않았다.

제안한 방법의 장점은 중요 객체의 유실을 줄였으며, 최적의 적응적 다중-계층 Otsu 임계화의 사용으로 다수 중요 객체에 효과적으로 적용할 수 있다.

중요 객체 추출은 이미지 정보 처리에서 중요한 부분을 차지하며, 추적, 내용 기반 이미지 리타겟팅 (retargeting)[7], 작은 기기에 적응적인 이미지 출력[8], 이미지와 비디오 압축, 자동적인 이미지 크로핑 (cropping) 등의 분야에서 광범위하게 적용될 수 있다. 이렇게 다양한 환경과 응용분야에서 제안한 Otsu 방법이 더 효율적으로 적용가능 할 것으로 예상된다.

향후 연구로는 다중-계층 Otsu 임계화 방법에서 K-Means를 이용하여 계층을 좀 더 늘이면 시간 복잡도와 성능이 개선 될 것으로 보인다. 이에 대한 연구가 필요하다.

참 고 문 헌

- [1] L. Itti, C. Koch, and E. 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.
- [2] N. Ouerhani, A. Bur, and H. Hügli, "Linear vs. Nonlinear Feature Combination for Saliency Computation: A Comparison with Human Vision," *Lecture Notes in Computer Science*, Vol.4174, pp.314-323, 2006.
- [3] N. Ouerhani and H. Hügli, "MAPS : Multiscale Attention-Based PreSegmentation of Color Images," *Lecture Notes in Computer Science*, Vol.2695, pp.537-549, 2003.
- [4] Y. Hu, X. Xie, W. Y. Ma, L. T. Chia, and D. Rajan, "Salient Region Detection Using Weighted Feature Maps Based on the Human Visual Attention Model," *Lecture Notes in Computer Science*, Vol.3332, pp.993-1000, 2004.
- [5] N. Otsu, "A threshold selection method from gray level histograms," *IEEE Trans. Systems, Man and Cybernetics*, Vol.9, No.1, pp.62-66, 1979.
- [6] M. Merler and J. R. Kender, "Semantic Keyword Extraction via Adaptive Text Binarization of Unstructured Unsourced Video," In *Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing (ICIP 2009)*, Cairo, 2009.
- [7] R. Achanta and S. Süsstrunk, "Saliency Detection for Content-aware Image Resizing," In *Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing (ICIP 2009)*, Cairo, 2009.
- [8] L. Chen, X. Xie, X. Fan, W. Y. Ma, H. J. Zhang, and H. Q. Zhou, "A visual attention mode for adapting images on small displays," *ACM Transactions on Multimedia Systems*, Vol.9, No.4, pp.353-364, 2003.
- [9] J. Harel, C. Koch, and P. Perona "Graph-Based Visual Saliency," *Advances in Neural Information Processing Systems*, Vol.19, pp.545-552, 2007.
- [10] R. Achanta, S. Hemami, F. Estrada, and S. Süsstrunk, "Frequency-tuned salient region detection," In *Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2009)*, Miami, pp.1597-1604, 2009.

[11] R. Achanta, F. Estrada, P. Wils, and S. Süsstrunk "Salient Region Detection and Segmentation," In Proceedings of International Conference on Computer Vision Systems (ICVS 2008), pp.66-75, 2008.

[12] X. Hou and L. Zhang, "Saliency Detection: A Spectral Residual Approach," In Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (ICVS 2007), pp.1-8, 2007.

[13] P. S. Liao, T. S. Chen, and P. C. Chung, "A fast algorithm for multilevel thresholding," Journal of Information Science and Engineering, Vol.17, No.5, pp.713-727, 2001.

[14]http://research.microsoft.com/en-us/um/people/jiansun/SalientObject/salient_object.htm.

[15] T. Liu, J. Sun, N. N. Zheng, X. Tang, and H. Y. Shum, "Learning to Detect A Salient Object," In Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2007), pp.1-8, 2007.

김도연(Do-Yeon Kim)

정회원



- 2004년 2월 : 숭실대학교 전자계산원(이학사)
 - 2006년 2월 : 동국대학교 컴퓨터공학과(공학석사)
 - 2008년 3월 ~ 현재 : 전남대학교 전자컴퓨터공학과 박사과정
- <관심분야> : 정보검색, 이미지 검색, 온톨로지, 시맨틱 웹

박혁로(Hyuk-Ro Park)

정회원



- 1987년 2월 : 서울대학교 컴퓨터공학과(공학사)
 - 1989년 2월 : 한국과학기술원 전산학과(전산학 석사)
 - 1997년 2월 : 한국과학기술원 전산학과(전산학 박사)
 - 1994년 ~ 1998년 : 연구개발정보센터(한국과학기술정보연구원) 선임연구원
 - 1999년 ~ 현재 : 전남대학교 전자컴퓨터공학부 교수
- <관심분야> : 정보검색, 자연언어처리, 데이터베이스, 인공지능

저자소개

Nguyen Cao Truong Hai

정회원



- 2006년 9월 : University of Sciences, Ho Chi Minh City(공학사)
- 2009년 2월 : 전남대학교 전자컴퓨터공학과(공학석사)
- 2009년 3월 ~ 현재 : 전남대학교 전자컴퓨터공학과 박사과정

<관심분야> : 내용기반 이미지 검색, 객체 영역 분할, 자연어 처리, 데이터 마이닝