

회귀도 기반의 중요도 검출 기법

이세호 김진환 김창수

고려대학교

{seholee, jinhwankim, cskim}@mcl.korea.ac.kr

Rarity-Based Saliency Detection

Se-Ho Lee Jin-Hwan Kim Chang-Su Kim

Korea University

요약

본 논문에서는 회귀도 기반의 중요도 검출 기법을 제안한다. 제안하는 기법은 각 군집의 분포 정보를 이용하여 중요도를 검출한다. 우선, 이를 위해 입력 영상에 군집 기법을 수행한다. 그리고 각 군집의 분포를 분석하여 각 군집에 대한 회귀도, 응집도, 그리고 중심밀집도를 추출한다. 마지막으로 회귀도, 응집도, 그리고 중심밀집도를 곱함으로써 중요도를 검출한다. 실험 결과 제안하는 알고리즘이 기존의 기법들 보다 중요도를 정확하게 검출하는 것을 확인할 수 있다.

1. 서론

중요도 검출 기법(saliency detection)은 인간의 시각 인지 특성에 근거하여 관심 영역을 자동적으로 추출하는 기법이다. 중요도 검출 기법은 물체 감지, 콘텐츠를 보존하며 영상의 크기를 조절하는 영상 리타겟팅의 전처리 알고리즘으로 이용하는 등 다양한 분야에서 응용을 하여 활발히 연구되고 있다.

기존의 기법으로는 주위와의 특징 차이를 이용한 Itti의 방법 [1], 그래프를 이용한 방식인 GBVS 기법 [2], RWR 기법 [3] 등이 있다. Itti의 방법은 주위 영역과 다른 특징을 가지는 영역을 중요 영역으로 가정한다. 특징으로는 색상, 밝기, 그리고 방향 등을 이용하였으며 주변 영역과의 특징 차이를 계산하여 중요도를 검출하였다. GBVS 기법, RWR 기법은 랜덤 워크(random walk)를 이용한 방법이다. 각 노드의 중요도는 랜덤 워커(random walker)가 그 노드를 방문하는 횟수에 따라 결정된다. GBVS 기법은 두 그래프의 두 노드(node)를 연결하는 선(edge)에 대하여 특징 차이에 비례하는 가중치를 두고 이 가중치에 따라 얻어지는 각 노드의 방문 횟수를 계산하여 중요도를 검출한다. RWR 기법은 GBVS 기법을 다중 스케일로 확장한 기법이다. GBVS 기법은 큰 객체의 내부 영역을 중요 영역으로 검출하지 못하는 문제가 있으므로 RWR¹⁾ 기법에서는 이전 스케일의 정지 분포(stationary distribution)를 재시작 분포로 이용하여 중요도를 검출하였다.

Itti의 방법은 GBVS 기법과 같이 큰 객체의 내부 영역을 검출하지 못하는 문제가 있다. 또한 GBVS 기법, RWR 기법은 각 노드의 방문 횟수를 구하기 위하여 반복적인 알고리즘을 수행해야 하므로 연산의 복잡도가 높다. 이에, 본 논문에서는 회귀도 기반의 중요도 검출 기법을 제안한다. 회귀도는 특정 색상 또는 밝기가 영상 내에 얼마나 희소하게 분포하는지를 나타내며 인간의 인지 특성상 희귀한 색상 또는 밝

기를 가진 영역에 주목하기 때문에 희귀한 색상 또는 밝기를 가진 영역을 검출함으로써 중요도를 추출할 수 있다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2 절에서는 제안하는 기법을 설명하고, 3 절에서는 제안하는 기법을 적용한 실험 결과를 확인한다. 마지막으로 4 절에서는 결론을 맺는다.

2. 제안하는 기법

제안하는 기법은 입력 영상에 군집 기법(clustering)을 수행한 뒤, 각 군집(cluster)의 분포를 고려하여 중요도를 검출한다. 중요도는 각 군집의 회귀도와 응집도, 그리고 중심밀집도를 이용하여 획득한다.

우선, K-평균 알고리즘을 이용하여 군집화를 수행한다. CIE Lab 색공간에 대하여 K-평균 알고리즘을 수행하면 K 개의 군집의 분포도를 획득할 수 있다.

군집 C_k 의 회귀도 R_k 는 C_k 가 영상 내에서 얼마나 희소하게 분포하는지를 나타낸다. C_k 를 구성하는 픽셀 수가 작을수록 회귀도가 높은 군집이라고 할 수 있다. 이 때, C_k 뿐만 아니라 C_k 와 유사한 색상을 가지는 군집의 분포 또한 고려하여 회귀도를 추출한다. C_i 와 C_j 간의 색상 유사도 $s(C_i, C_j)$ 는 다음과 같이 얻는다.

$$s(C_i, C_j) = \exp\left(-\frac{C_i \ominus C_j}{\sigma_s^2}\right), \quad (1)$$

여기에서 $C_i \ominus C_j$ 는 C_i 와 C_j 간의 평균 색상 차이를 의미한다. σ_s^2 는 색상 차이의 민감도를 결정하며 0.1의 값을 사용하였다. $s(C_i, C_j)$ 는 C_i 와 C_j 가 유사할수록 높은 값을 가지고 유사하지 않을수록 낮은 값을 가진다. h_k 는 C_k 가 영상에 얼마나 많이 분포하는지를 의미하며 이는 C_k 를 이루는 픽셀 수와 같다. C_k 뿐만 아니라

*이 논문은 2013년도 정부(미래창조과학부)의 지원으로 한국연구재단의 지원(No.2009-0083495) 및 2013년도 삼성전자의 지원을 받아 수행된 연구임.

C_k 와 유사한 색상을 가지는 군집을 고려하여 \hat{h}_k 를 갱신한다.

$$\hat{h}_k = \sum_{n=1}^K (h_n \cdot s(C_k, C_n)). \quad (2)$$

\hat{h}_k 가 작을수록 C_k 의 색상과 유사한 색상이 영상 내에 희소하게 분포하므로 C_k 의 희귀도 R_k 는 다음과 같이 계산한다.

$$R_k = \exp\left(-\frac{\hat{h}_k}{\sigma_r^2 \sum_{n=1}^K \hat{h}_n}\right), \quad (3)$$

여기에서 σ_r^2 는 R_k 의 민감도를 결정하며 실험에서는 0.01의 값을 이용하였다.

C_k 의 응집도 O_k 는 각 군집의 분포가 얼마나 몰려 있는 지를 나타낸다. 중요한 물체는 조밀하게 분포하는 경향이 있으므로 군집의 분포가 조밀할수록 C_k 는 중요한 군집이라 할 수 있다. O_k 는 C_k 의 중심 위치 μ_k 로부터 C_k 에 속하는 픽셀들의 평균 거리 $d(C_k, \mu_k)$ 를 이용하여 계산한다. C_k 의 응집도 O_k 는 아래와 같다.

$$O_k = \exp\left(-\frac{d(C_k, \mu_k)}{\sigma_o^2 \cdot D}\right), \quad (4)$$

여기에서 D 는 영상의 대각선 길이를 의미하며 σ_o^2 은 O_k 의 민감도를 결정하며 0.2의 값을 이용한다.

C_k 의 중심밀집도 P_k 는 C_k 와 영상의 중심과의 분산을 의미한다. 영상 촬영 시 영상의 중심에 중요한 물체가 포함되도록 하는 경향이 있으므로 영상의 중심 μ_0 에 위치하는 군집일수록 중요한 군집이라 할 수 있다. O_k 를 구할 때와 유사한 방법으로 영상 중심과의 평균 거리 $d(C_k, \mu_0)$ 를 이용하여 계산한다.

$$P_k = \exp\left(-\frac{d(C_k, \mu_0)}{\sigma_p^2 \cdot D}\right), \quad (5)$$

여기에서 σ_p^2 은 P_k 의 민감도를 결정하며 0.5의 값을 이용하였다.

C_k 의 중요도 S_k 는 다음과 같이 희귀도와 응집도, 그리고 중심밀집도의 곱으로 계산한다.

$$S_k = R_k \cdot O_k \cdot P_k. \quad (6)$$

3. 실험 결과

그림 1는 제안하는 기법을 적용한 결과를 나타낸 것이다. 실험 데이터로는 MSRA 데이터셋 [4]을 이용하였고, 실험 결과는 GBVS 기법 [2]과 RWR 기법 [3]을 적용한 결과와 비교하였다. GBVS 기법은 객체가 큰 경우 객체의 내부 영역을 중요 영역으로 검출하지 못하는 문제가 있고, RWR 기법은 중요 영역을 실제 중요 영역보다 크게 검출하는 경향이 있다. 반면, 제안하는 기법은 중요 영역을 기존의 기법들보다 정확하게 인식하는 것을 확인할 수 있다. 예를 들어, 그림 1의 첫 번째 행의 영상에 대한 결과에서 GBVS 기법은 단풍잎의 경계 영역만을 중요 영역으로 검출하며, RSR 기법은 단풍잎뿐만 아니라 배경 영역까지 중요 영역으로 검출한다, 반면, 제안하는 알고리즘은 단풍잎을 정확하게 검출하는 것을 확인할 수 있다.

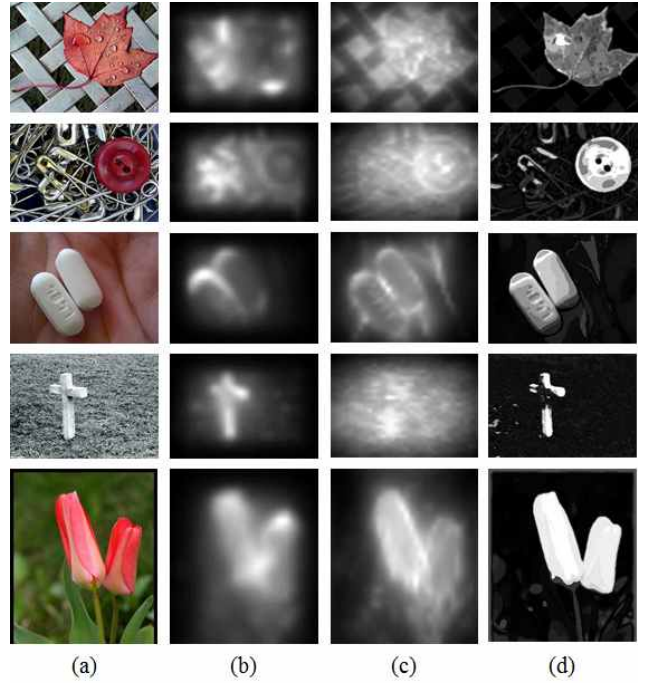


그림 1. 실험 결과, (a) 원본 영상, (b) GBVS 기법을 적용한 결과, (c) RWR 기법을 적용한 결과, (d) 제안하는 기법을 적용한 결과

4. 결론

본 논문에서는 희귀도 기반의 중요도 검출 기법을 제안하였다. 제안하는 기법은 영상을 군집화한 후 각 군집의 분포 정보를 이용하여 중요도를 검출하였다. 실험 결과 GBVS 기법과 RWR 기법에 비해 제안하는 기법이 중요도를 정확하게 검출하는 것을 확인할 수 있었다.

5. 참고문헌

- [1] L. Itti, C. Koch, and E. Niebur, "A model of saliency-based visual attention for rapid scene analysis," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intel.*, vol. 20, no. 11, pp. 1254-1259, Nov 1998.
- [2] J. Harel, C. Koch, and P. Perona, "Graph-based visual saliency," in *NIPS*, vol. 19, pp. 545-552, 2007.
- [3] J.-S. Kim, J.-Y. Sim, and C.-S. Kim, "Multiscale saliency detection using random walk with restart," to appear in *IEEE Trans. Circuit. Sys. Video Technol.*, 2013.
- [4] T. Liu, J. Sun, N.-N. Zheng, X. Tang, and H.-Y. Shum, "Learning to detect a salient object," in *Proc. IEEE CVPR*, pp. 1-8, 2007.