

단순선형반복군집을 위한 적응적 초기 군집 중심 샘플링 방법

은 현 준*, 김 윤 형*, 정 찬 호°, 김 창 익*

Adaptive Sampling of Initial Cluster Centers for Simple Linear Iterative Clustering

Hyunjun Eun*, Yoonhyung Kim*,
Chanho Jung°, Changick Kim*

요 약

본 논문에서는 SLIC을 위한 적응적 초기 군집 중심 샘플링 방법을 제안한다. 기존 SLIC 방법의 격자 형태의 초기 군집 중심 샘플링 방법과는 다르게 제안하는 방법은 각각의 초기 군집 중심을 인접한 초기 군집 중심들과 컬러 차이가 큰 픽셀로 정의한다. 이는 각 슈퍼픽셀의 균질성을 높여주며, 슈퍼픽셀이 영상의 경계선을 더 잘 고수하도록 한다. BSD500 데이터 셋에 대해 성능 비교 평가를 수행하였으며, 제안하는 방법이 더 높은 성능을 가짐을 보였다. 본 연구는 슈퍼픽셀 분할 방법 개선에 실질적인 도움이 될 것으로 판단된다.

Key Words : Superpixels, SLIC, Adaptive initial cluster centers, k-means clustering.

ABSTRACT

In this paper, we propose an adaptive method to sample initial cluster centers for Simple Linear Iterative Clustering (SLIC). The proposed method determines initial cluster centers to be different from adjacent initial cluster centers. Note that this is different from the original SLIC method that assigns the initial cluster centers in a grid form. Our initial cluster centers improves the homogeneity of each

superpixel. This yields better adherence to image boundaries. We use the BSD500 dataset to evaluate performance comparison. The proposed method achieves the higher performance with negligible additional computation time. We believe that this study guides for improving superpixel segmentation.

1. 서 론

유사한 픽셀들의 지역적 군집화를 통해 생성되는 슈퍼픽셀은 많은 계산량을 줄여주어 영상 분할^[1], 객체 검출 등 여러 컴퓨터 비전 분야에서 활용된다. 다양한 슈퍼픽셀 방법들 중에서 Simple Linear Iterative Clustering (SLIC)^[2]은 빠른 속도와 알고리즘의 간단함 때문에 많이 사용되고 있다. SLIC은 픽셀의 컬러와 위치를 기반으로 지역적 k-means Clustering을 수행하여 슈퍼픽셀들을 생성한다. 다시 말하면 각 슈퍼픽셀의 군집 중심은 중심으로부터 일정 영역내의 픽셀들만을 고려하며 군집화를 수행한다. 기존 SLIC 방법은 초기 군집 중심 샘플링 시에 그림 1(a) 하얀색 픽셀들과 같이 격자 형태로 초기 군집 중심들을 샘플링 한다. 이후 군집 중심 기준 3×3 이웃픽셀들 중 Gradient가 가장 낮은 픽셀로 군집 중심을 최종적으로 결정한다. 하지만 이러한 경우 인접한 중심 픽셀들이 서로 유사하게 샘플링 될 수 있으며, 이는 생성되는 슈퍼픽셀들의 균질성을 저하시킬 수 있다 (그림 1(a) 오른쪽).

본 논문에서는 SLIC을 위한 적응적 초기 군집 중심 샘플링 방법을 제안한다. 기존 SLIC의 격자형태 초기 군집 중심 샘플링 방법과는 다르게 제안하는 방법은 인접한 초기 중심들의 컬러가 유사하지 않도록 각 초기 군집 중심들을 샘플링 한다 (그림 2(b) 왼쪽). 이는 그림 2(b) 오른쪽과 같이 결과적으로 슈퍼픽셀의 균질성을 높여주고, 슈퍼픽셀이 영상의 경계선을 잘 고수하도록 도와준다. 기존 SLIC 방법과 제안하는 적응적 초기 군집 중심 샘플링 방법을 이용한 SLIC 방법의 성능의 비교 평가를 위하여 BSD500 데이터 셋^[3]을 이용 하였다. 그 결과 제안하는 군집 중심 샘플링 기반 SLIC 방법이 경계선 Recall^[4], Achievable

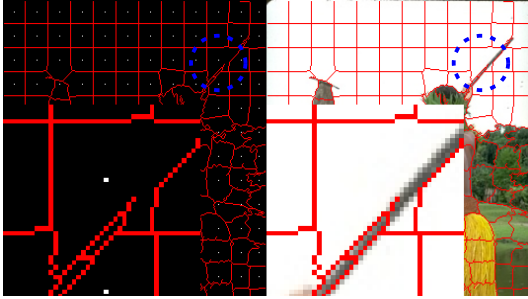
* 본 연구는 NRF-2017R1C1B5015692 지원을 받아 수행되었습니다.

• First Author : School of Electrical Engineering, Korea Advanced Institute of Science and Technology, hj.eun@kaist.ac.kr, 학생회원

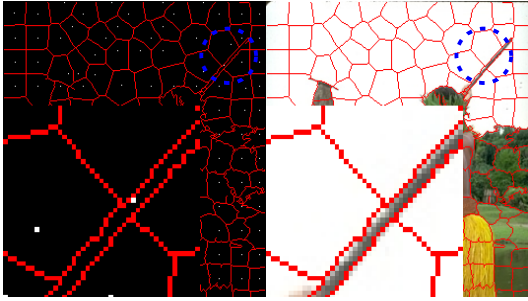
° Corresponding Author : Department of Electrical Engineering, Hanbat National University, peterjung@hanbat.ac.kr, 정회원

* School of Electrical Engineering, Korea Advanced Institute of Science and Technology, yhkim1127@kaist.ac.kr, 학생회원, changick@kaist.ac.kr

논문번호 : KICS2017-11-338, Received November 7, 2017; Revised November 28, 2017; Accepted December 11, 2017



(a) SLIC based on initial cluster centers in a grid form



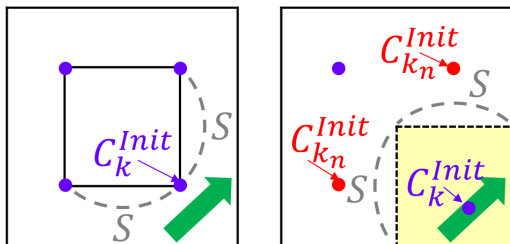
(b) SLIC based on adaptive sampling of initial cluster centers

그림 1. 초기 군집 중심 샘플링에 따른 SLIC 결과 비교
Fig. 1. SLIC result comparison depending on the sampling of initial cluster centers

Segmentation Accuracy (ASA)^[5], Under-segmentation Error에 대해 더 높은 성능을 나타내었다.

II. 제안하는 방법

SLIC 방법에서는 입력 파라미터 슈퍼픽셀 수 K 에 따라 간격 $S = \sqrt{WH/K}$ 를 정의한다. 여기서 W 와 H 는 영상의 너비와 높이를 나타낸다. 기존 SLIC 방법에서는 그림 2(a)와 같이 초기 군집 중심 C_k^{Init} (픽셀)은 정의된 S 간격 마다 격자 형태로 생성이 된다. 이와



(a) Sampling in a grid form (b) Adaptive sampling

그림 2. 초기 군집 중심 샘플링 방법 비교
Fig. 2. Comparison between superpixel initial center assignment methods.

는 다르게 제안하는 방법은 C_k^{Init} 를 격자 형태가 아닌 주변 초기 군집 중심 픽셀들과 컬러가 가장 다른 픽셀로 설정 한다 (그림 2(b)). 즉, $C_k^{Init} = \{l_k, a_k, b_k, x_k, y_k\}$ 는 다음과 같이 정의될 수 있다.

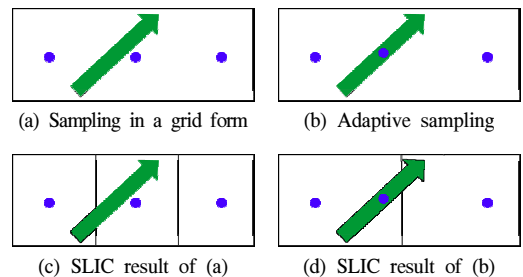
$$d_{lab} = \sum_{k_n} \sqrt{(l_{k_n} - l_p)^2 + (a_{k_n} - a_p)^2 + (b_{k_n} - b_p)^2}$$

$$d_{xy} = \sqrt{(x_c - x_p)^2 + (y_c - y_p)^2}$$

$$C_k^{Init} = \operatorname{argmax}_{C_p^{Init}} (d_{lab} + 1/d_{xy}). \quad (1)$$

d_{lab} 는 픽셀 간의 lab 거리를 나타내며, d_{xy} 는 xy 면 상에서 픽셀 간의 거리를 나타낸다. d_{lab} 에서 k_n 은 k 의 주변 초기 군집 중심 픽셀들이며 그림 2(b) 빨간색으로 나타나있다. d_{xy} 에서 c 는 검색 영역 (그림 2(b) 노란색)의 중심 픽셀을 의미한다. 식 (1)에서 p 는 검색 영역 내 픽셀들을 나타낸다. 다시 말하면, C_k^{Init} 는 검색 영역 내 픽셀들 중 주변 초기 군집 중심 픽셀들과 컬러가 가장 다르고, 검색 영역 중심과 가장 가까운 픽셀로 정의한다.

그림 2(a)에서 기존 격자 형태로 초기 군집 중심들이 샘플링 될 경우 지역적 k-means Clustering이 반복적으로 수행되어도 군집 중심이 녹색 화살표 안으로 이동하지 못하게 되어 녹색 화살표와 배경이 함께 하나의 슈퍼픽셀로 분할된다. 이와는 다르게 그림 2(b)와 같이 제안하는 초기 군집 중심 샘플링 방법을 이용하면, 초기 군집 중심이 이미 녹색 화살표 안에 존재하기 때문에 지역적 k-means Clustering 수행 시에 군집 중심이 녹색 화살표 안에서 움직인다. 즉, 최종적으로 녹색 화살표의 경계를 잘 고수하는 하나의 슈퍼픽셀이 생성된다. 그림 3은 위 설명의 이해를 돕기 위해 Synthetic 영상에 대해 격자형태 초기 군집 중심



(a) Sampling in a grid form (b) Adaptive sampling
(c) SLIC result of (a) (d) SLIC result of (b)
그림 3. 초기 군집 중심 샘플링 방법에 따른 슈퍼픽셀 결과 비교
Fig. 3. Comparison between superpixel segmentation results depending on superpixel initial center assignment methods.

알고리즘 1. 적응적 초기 군집 중심 기반 SLIC

Alg. 1. SLIC based on Adaptive Superpixel Initial Centers

- 1: 적응적 초기 군집 중심 샘플링 (식(1))
- 2: repeat
- 3: for 각 슈퍼픽셀 센터 C_k do
- 4: C_k 주변 $2S \times 2S$ 영역 내 픽셀에 D_p (식(2))가 최소인 C_k 할당
- 5: end for
- 7: 새로운 C_k 및 에러 E 계산
- 8: until $E \leq \text{threshold}$
- 9: 할당된 C_k 에 따라 슈퍼픽셀 생성

과 제안하는 적응적 초기 군집 중심을 사용 시 SLIC 슈퍼픽셀의 결과를 비교하고 있다.

샘플링된 초기 군집 중심들을 기반으로 알고리즘 1과 같이 SLIC 방법을 수행함으로써 최종 슈퍼픽셀 분할이 이루어지게 된다. 알고리즘 1에서 픽셀들에 C_k 할당 시 사용되는 거리 D_p 는 다음과 같이 정의 된다.

$$d_{lab} = \sqrt{(l_k - l_p)^2 + (a_k - a_p)^2 + (b_k - b_p)^2}$$

$$d_{xy} = \sqrt{(x_k - x_p)^2 + (y_k - y_p)^2}$$

$$D_p = d_{lab} + (m/S)d_{xy}$$
(2)

m 은 슈퍼픽셀의 밀집성을 제어하는 파라미터이다.

III. 실험 결과

제안하는 방법의 성능 비교를 위하여 BSD500 데이터 셋을 사용하였다. BSD500 데이터 셋은 영상 분

할과 경계선 검출 평가에 활용되며 500장의 영상 (321×481 또는 481×321)과 사람이 직접 만든 Ground Truth로 구성된다. 그림 4는 슈퍼픽셀 수 K 에 따른 정성적 비교를 보여준다. 여러 K 에 따라 기존 격자 형태 초기 군집 중심 기반 SLIC 결과, 제안하는 적응적 초기 군집 중심 기반 SLIC 결과를 비교하였다. 파란색 점선 원 부분에 나타나듯이 제안하는 방법으로 생성된 슈퍼픽셀들이 영상 경계선을 더 잘 고수한다. 표 1은 정량적 평가를 위한 경계선 Recall, ASA, Under-segmentation Error, 수행 시간을 나타내고 있으며 Quick shift(QS)^[6] 방법, SLIC 방법, ASLIC 방법을 비교한다. 경계선 Recall은 슈퍼픽셀의 경계선이 얼마나 Ground Truth의 경계선과 일치하는지를 평가하는 지표이다. ASA의 경우 객체 분할에서 슈퍼픽셀 결과를 사용 시 달성할 수 있는 정확도를 나타낸다. Under -segmentation Error 역시 슈퍼픽셀의 경계선을 평가하는 지표로서 슈퍼픽셀과 분할 결과와 Ground Truth의 분할이 얼마나 겹치는 가를 계산한다. 기존 SLIC 방법보다 제안하는 적응적 초기 군집 중심 기반 SLIC 방법이 더 나은 성능을 보인다. 수행 속도의 경우 Intel i7-4790k CPU, 4GB RAM 컴퓨터에서 Matlab 코드 기반으로 측정 되었으며, 기존 방법 대비 큰 속도 차이가 없는 것을 확인 할 수 있다.

IV. 결 론

본 논문에서는 많이 사용되고 있는 슈퍼픽셀 분할 방법 중 하나인 SLIC을 위한 적응적 초기 군집 중심 샘플링 방법을 제안하였다. 이는 슈퍼픽셀의 균질성을

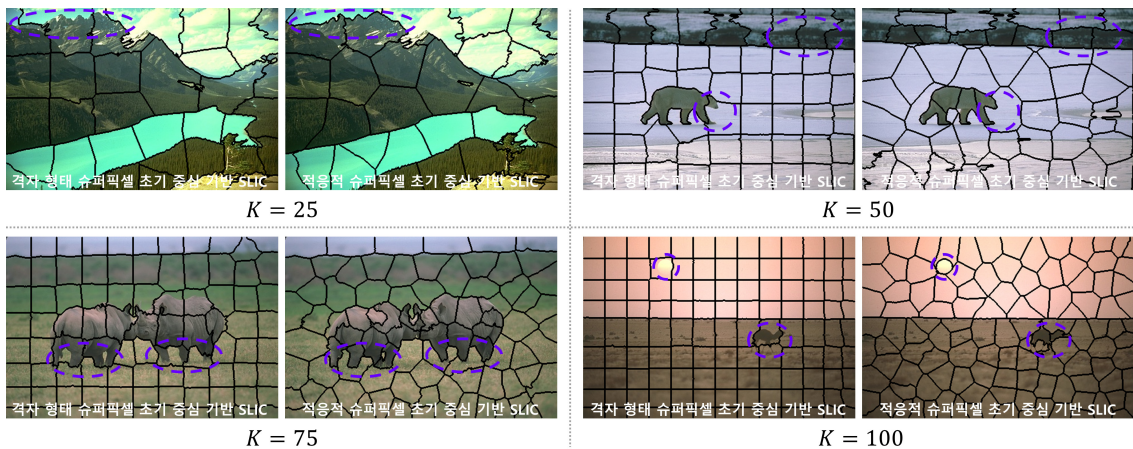


그림 4. 슈퍼픽셀 분할 결과의 정성적 비교

Fig. 4. Qualitative comparison on superpixel segmentation (left: SLIC based on initial cluster centers in a grid form, right: SLIC based on adaptive sampling of initial cluster centers).

표 1. 슈퍼픽셀 분할 결과의 정량적 비교
Table 1. Quantitative comparison on superpixel segmentation.

K	Boundary Recall			Achievable Segmentation Accuracy (ASA)			Under-segmentation Error			Computation Time (secs)		
	QS	SLIC1	ASLIC2	QS	SLIC	ASLIC	QS	SLIC	ASLIC	QS	SLIC	ASLIC
25	.5731	.5370	.5776	.8062	.8432	.8485	.2832	.2207	.2132	11.298	.1554	.1587
50	.5988	.5986	.6370	.8185	.8782	.8809	.2648	.1676	.1652	7.5130	.1614	.1664
75	.6639	.6745	.7001	.8511	.9017	.9039	.2140	.1346	.1329	5.7938	.1690	.1756
100	.7346	.7179	.7432	.8827	.9144	.9164	.1656	.1168	.1149	4.2418	.1778	.1870

SLIC¹: SLIC based on initial cluster centers in a grid form
ASLIC²: SLIC based on adaptive sampling of initial cluster centers

향상시켜 주고 경계선을 잘 고수하게 한다.

BSD500 데이터 셋을 이용하여 기존 SLIC 분할 결과와 제안하는 방법 기반 SLIC 분할 결과에 대해 비교 평가를 수행하였으며, 제안하는 방법 기반 SLIC 분할 결과가 더 나은 성능을 가짐을 보였다. 본 연구 결과는 슈퍼픽셀 분할 방법 개선에 실질적인 도움이 될 것으로 판단된다.

2011.

- [6] A. Vedaldi and S. Soatto, "Quick shift and kernel methods of mode seeking," in *Proc. Eur. Conf. Comput. Vis.*, pp. 705-718, Oct. 2008.

References

- [1] J.-H. Nam and B.-G. Kim, "Efficient image segmentation algorithm based on improved saliency map and superpixel," *J. Korea Multimedia Soc.*, vol. 19, no. 7, pp. 1116-1126, Jul. 2016.
- [2] R. Achanta, et al., "SLIC superpixels compared to state-of-the-art superpixel methods," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 34, no. 11, pp. 2274-2282, May 2012.
- [3] D. Martin, et al., "A database of human segmented natural images and its application to evaluating segmentation algorithms and measuring ecological statistics," in *Proc. 8th Int. Conf. Comput. Vis.*, pp. 416-423, Jul. 2001.
- [4] D. Martin, et al., "Learning to detect natural image boundaries using local brightness, color, and texture cues," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 26, no. 5, pp. 530-549, Jan. 2004.
- [5] M. Y. Lui, et al., "Entropy rate superpixel segmentation," in *Proc. IEEE Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit.*, pp. 2097-2104, Jun.