

SOM과 grassfire 기법을 이용한 효율적인 컬러 영상 분할

황영철* · 차의영*

*부산대학교

Efficient Color Image Segmentation using SOM and Grassfire Algorithm

Young-chul Hwang* · Eui-young Cha**

*Pusan National University

E-mail : wildflower.youngchul@gmail.com

요 약

본 논문에서는 self-organizing map(SOM)과 grassfire 기법을 이용한 계산 효율적인 컬러 영상 분할 방법을 제안한다. SOM에서 출력 뉴런 수를 축소하고 학습에 사용하는 입력 데이터를 줄임으로써 실행 시간을 단축 시켰다. 입력 영상을 CIE L*u*v* 컬러 공간으로 변환하고 3개의 입력 뉴런과 4x4 또는 3x3 출력 뉴런 구조의 SOM을 이용해 학습한다. 학습 완료 후 입력 영상의 픽셀에 대응하는 출력 값을 구하고 grassfire 기법을 이용해 지역적으로 인접하고 출력 값이 동일한 픽셀들을 하나의 영역으로 결합한다. 다양한 영상을 이용한 실험을 통해 제안한 방법이 컬러 영상 분할에서 기존의 방법에 비해 좋은 결과를 얻을 수 있음을 확인 하였다.

ABSTRACT

This paper proposes a computationally efficient algorithm for color image segmentation using self-organizing map(SOM) and grassfire algorithm. We reduce a computation time by decreasing the number of input neuron and input data which is used for learning at SOM. First converting input image to CIE L*u*v* color space and run the learning stage with the SOM-input neuron size is three and output neuron structure is 4by4 or 5by5. After learning, compute output value correspondent with input pixel and merge adjacent pixels which have same output value into segment using grassfire algorithm. The experimental results with various images show that proposed method lead to a good segmentation results than others.

키워드

color image segmentation, self-organizing map(SOM), artificial neural network, color clustering

1. 서 론(휴먼고딕10, 중간정렬)

영상 분할은 주어진 이미지를 서로 겹치지 않는 동질 영역들의 집합으로 나누는 것[1]으로 영상 처리의 여러 응용 분야에서 전처리 과정으로 활용되며 컴퓨터 비전 분야에서 매우 중요한 단계이다. 또한 MPEG-4의 표준화가 제정됨에 따라 영상 분할의 중요성이 더욱 커지고 있다.

영상 분할 방법은 픽셀 기반 분할(pixel based segmentation), 영역 기반 분할(area based segmentation), 경계선 기반 분할(edge based

segmentation) 그리고 그 외 새로운 방법들로 나눌 수 있다[1]. 픽셀 기반의 분할 방법에는 histogram thresholding 방법과 클러스터링 방법으로 K-means와 Fuzzy C-means 방법 등이 있다. Histogram thresholding 방법은 그레이 레벨의 영상에서는 잘 동작하지만 컬러 영상에 적용하기는 어렵고 클러스터링 방법은 초기 클러스터 중심의 위치를 추정하는 어려움이 있다.

영역 기반의 분할은 영역을 중심으로 일정한 영역을 나누거나 두 개 이상의 영역을 결합하는 과정을 반복함으로써 영상을 분할하는 방법으로 영

역 성장 방법(region growing)과 영역 분리 및 병합(split and merge) 방법 등이 있다. 영역 성장 방법은 초기 영역의 선택에 따라 결과가 달라지며 특히, 초기 영역이 영상의 에지에 위치할 경우 영상 분할이 잘 이루어지지 않는다. 영역 분리 및 병합 방법은 동질성의 조건에 따라 결과가 크게 달라지며 에지 정보가 손실 되는 단점이 있다[2].

경계선 기반 분할 방법은 그레이 영상에서 경계선을 검출하는 방법을 3차원으로 확장하여 컬러 영상에 적용하기 때문에 컬러 영상 분할에는 적합하지 않다.

그 외 새로운 방법으로 영상에서 주요한 모드를 찾는 비모수적 통계 방법인 Meanshift[3]를 이용하여 필터링을 하고 영상을 분할하는 방법과 인공 신경망을 이용한 방법[4] 등이 있다. 이 방법들은 컬러 영상의 특징을 이용하여 영상을 분할하며 다른 방법들과 비교해 좋은 결과를 보여 주지만 영상 분할에 많은 시간이 소요되는 단점이 있다.

본 논문은 이러한 단점을 개선하기 위하여 학습 시간을 단축시킨 단순한 구조의 SOM과 grassfire 알고리즘을 결합한 새로운 방법을 제안한다.

II. 본 론

2.1 색공간 선택

컬러 영상을 분할할 때 픽셀들의 색거리를 이용한다. 색 간의 거리가 짧으면 같은 영역으로 분할되고 반대로 색 간의 거리가 멀면 서로 다른 영역으로 분할된다. 컬러 영상의 분할에 RGB, HSI, YIQ, CIE L*u*v* 등 다양한 색공간이 이용되지만 모든 색공간이 컬러 영상 분할에 적당한 것은 아니다. 색공간에서의 거리와 눈으로 인식하는 색차이가 같을 때 이 색공간을 uniform하다고 하고 uniform한 색공간이 컬러 영상 분할에 더 적합하고 정확한 결과를 보여준다. RGB, HSI, YIQ 등의 색공간은 uniform하지 않으며 CIE XYZ, CIE L*a*b*, CIE L*u*v* 등은 uniform한 색공간이다.

RGB로 표현되어 있는 영상을 CIE L*u*v* 색공간으로 변화하기 위해서는 중간 단계인 CIE XYZ 색공간으로의 변환이 필요하다. RGB에서 CIE XYZ로의 변환에 사용되는 행렬은 표준광원 선택에 따라 여러 가지가 존재한다. 표준광원을 D₆₅로 선택할 때 변환식은 식 (1)과 같다.

$$\begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.412453 & 0.357580 & 0.180423 \\ 0.212671 & 0.715160 & 0.072169 \\ 0.019334 & 0.119193 & 0.950227 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} R \\ G \\ B \end{pmatrix} \quad (1)$$

CIE XYZ에서 CIE L*u*v*로의 변환에서는 중간 변수 u' 와 v' 이 필요한데 (u', v')은 식 (2)와 같이 구하고 CIE L*u*v*는 식 (3)을 이용해 변환한다. (u_n', v_n')는 (X, Y, Z)가 (X_n, Y_n, Z_n)의 값일 때 이고 표준광원이 D₆₅일 때 (X_n, Y_n, Z_n) = (100.00, 94.81, 107.30) 이다.

$$u' = \frac{4X}{X + 15Y + 3Z} \quad v' = \frac{9Y}{X + 15Y + 3Z} \quad (2)$$

$$L^* = \begin{cases} 116 \left(\frac{Y}{Y_n} \right)^{1/3} - 16 & \text{if } \frac{Y}{Y_n} > 0.008856 \\ \frac{909.3Y}{Y_n} & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (3)$$

$$u^* = 13L^*(u' - u_n') \quad v^* = 13L^*(v' - v_n')$$

2.2 SOM을 이용한 영상 간략화

Self-organizing Map(SOM)은 Kohonen이 제안한 비지도학습 인공신경망으로 n차원의 벡터를 2차원 공간으로 mapping한다[4]. SOM은 n차원의 입력 데이터 set에서 서로 유사한 성질의 항목을 서로 이웃하게 2차원 공간에 mapping하는 특성이 있어서 패턴 분류 및 인식, color reduction, 영상 분할 등에 활용된다.

SOM은 n차원 벡터의 입력 뉴런층과 2차원 평면의 출력층으로 구성되어 있고 입력층의 모든 뉴런은 출력층의 모든 뉴런과 완전연결되어 있다. SOM의 성능은 입력층의 구조와 출력층의 초기화, 학습 데이터와 학습 방법, 학습률 등에 영향을 받는다. 특히 SOM을 이용해 영상을 분할할 경우 출력층의 구조는 학습 시간과 분할 영상의 해상도에 큰 영향을 미친다.

SOM을 이용한 영상 분할 실험[4]에서 SOM은 입력 이미지를 단순화하는 목적으로 사용된다. 입력층은 3차원 벡터, 출력층은 16x16에서 20x20 사이의 구조이고 입력 데이터는 입력 영상 전체를 사용한다. 그 결과 학습을 완료하는 데 수십 여초에서 수분의 시간이 소요되었다.

본 논문에서는 학습 시간을 축소시키기 위해 출력층의 구조를 축소시켜 4x4 또는 5x5 크기로 구성하였다. 영상 분할은 그 자체가 목적이기보다는 중간 단계로 이용되며 구현하려는 시스템에 따라 다른 분할 결과가 요구되기 때문에 시스템에 따라 출력층의 크기가 달라질 수 있다. 입력 영상이 WxH 크기이고 출력층이 NxM 구조일 때 WxH가지로 표현된 입력영상은 학습 후 입력 영상을 대표하는 NxM가지의 색상으로 표현된다.

출력층의 구조와 학습 시간간의 관계는 그림 1에 나타나듯이 출력층의 뉴런수와 학습시간이 비례함을 알 수 있다. 그림 2는 출력층의 구조에 따라 학습 후 원본 영상을 SOM을 이용해 간략화한 결과 영상이다. 입력 영상은 256x256 크기이므로 2¹⁶ 가지의 색으로 표현되어 있고 간략화된 영상은 출력층의 구조에 따라 4가지에서 100가지 색으로 표현되어 있다. 출력층 구조가 5x5 이상에서 결과 영상들은 큰 차이가 없음을 알 수 있고 실험적으로 최종 분할 결과 영상도 비슷한 결과가 나왔다. 즉, 출력층의 뉴런 수가 많을 경우 영상이 과분할되며 수행 시간이 많이 소요되므로 5x5 정도의 단순한 출력층 구조를 사용하는 것이 영상 분할에 효과적이다.

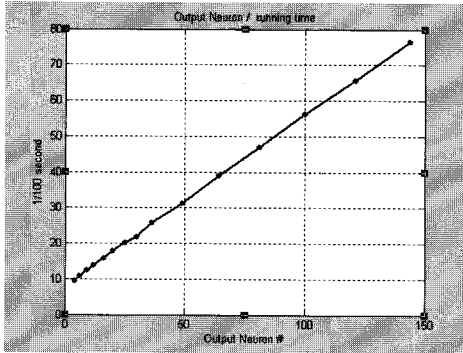


그림 1. 출력층 뉴런수와 학습시간과의 관계, 가로축은 출력층 뉴런수, 세로축은 시간(1/100초)

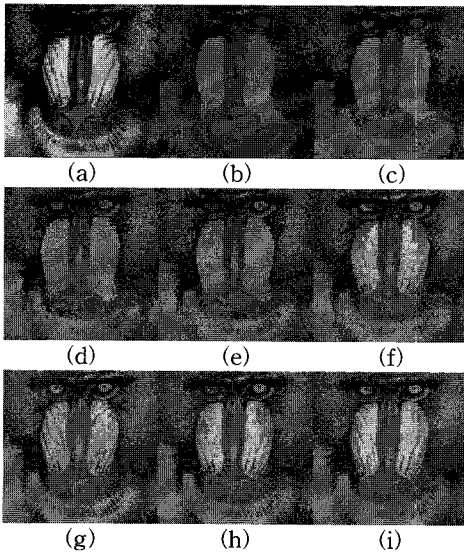


그림 2. 출력층 구조에 따른 간략화된 결과 영상 (a):원본영상, (b):2x2, (c):3x3, (d):4x4, (e):5x5, (f):6x6, (g):7x7, (h):8x8, (i):9x9

학습 시간을 단축하기 위해 출력층 구조를 단순화하고 더불어 학습 데이터를 줄이는 방법을 사용하였다. 입력 영상에는 서로 유사한 픽셀들이 많으므로 모든 픽셀을 학습 데이터로 사용할 필요가 없다. 영상의 가로, 세로를 각각 h 간격으로 분할하고 $h \times h$ 영역의 평균값을 학습 데이터로 사용하면 학습 데이터의 수가 $1/h^2$ 로 줄어 학습시간이 크게 감소한다. 표 1은 영상의 크기에 따라 전체 영상을 학습 데이터로 사용할 경우와 학습 데이터를 줄여서 사용한 경우 학습 시간을 비교하였고 학습 후 간략화 된 영상은 그림 3에 나타나 있다.

표 1. 학습 데이터에 따른 학습 시간(단위:초)

영상 크기	전체 영상	대표 값
256x170	2.047	0.125
256x256	3.390	0.171
400x321	5.984	0.343
557x384	11.594	0.578
800x532	24.125	1.109
1000x665	39.125	1.797
2000x1330	166.765	7.125

표 1은 출력층의 구조가 5x5일 때 학습 데이터로 대표 값을 사용하면 전체 영상을 사용하는 방법 보다 20배 정도 시간이 단축됨을 알 수 있고 그림 3의 결과처럼 학습 후 간략화된 영상은 두 가지 방법이 비슷함을 알 수 있다.



그림 3. 학습 데이터에 따른 간략화된 영상. 왼쪽은 전체 영상 사용, 오른쪽은 대표 값 사용, 출력층 구조는 5x5.

2.3 Grassfire 알고리즘을 이용한 영상 분할

영상 분할에서 영역(Region)은 특징값이 같고 서로 연결되어 있는 픽셀들의 집합이다. SOM을 이용해 간략화된 영상은 특징적으로는 분할이 되었지만 위치적으로는 결합이 되지 않은 상태이므로 연결된 픽셀들을 같은 영역으로 할당하는 과정이 필요하다.

Grassfire 알고리즘은 영역을 레이블링하는 방법 중의 하나로 특징값이 같고 위치적으로 이웃한 픽셀들을 같은 레이블로 할당한다. Grassfire 알고리즘을 이용해 입력 영상을 레이블링하고, 영역의 평균값을 영역 내에 포함된 모든 픽셀의 새로운 값으로 대체한다. 분할된 영역들 중 일정 영

역(T)보다 작은 영역은 이웃한 큰 영역 중 특징값이 가장 비슷한 영역과 병합해 영상이 작은 영역으로 과분할되지 않게 한다.

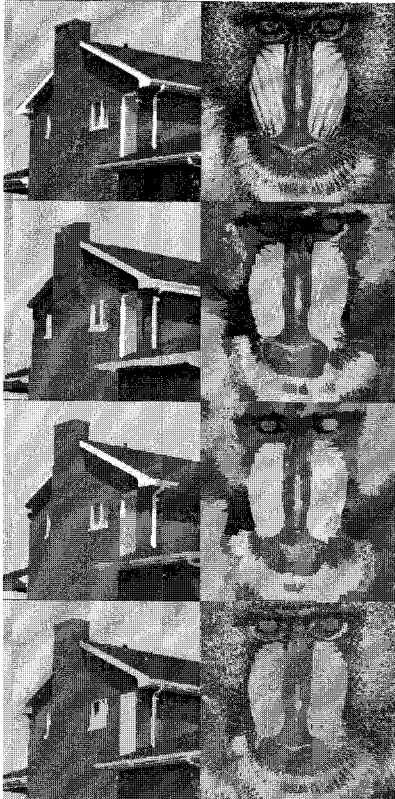


그림 4. 영상 분할 결과. 위에서부터 원영상, 제안된 방법, Meanshift, 2단계SOM.

III. 실험 결과 및 토의

영상 분할은 응용 목적에 따라 분할 정도와 방식이 달라지고 결과 평가 또한 주관적인 수밖에 없어 결과를 평가하는 데 어려움이 있다. 평가 수식을 이용해 분할 결과를 비교[6]하는 방식도 있지만 절대적인 방법은 아니며 다른 방법들과의 비교를 통해 상대적으로 평가한다. 본 논문에서는 컬러 정보를 이용하여 영상을 분할하는 새로운 방법들 중 Meanshift를 이용한 방법[3]과 2단계 SOM을 이용한 방법[4]을 제안된 방법과 비교한다. 표 2는 각각의 방법을 이용해 분할에 소요된 시간, 분할된 영역의 수를 나타낸다. 제안된 방법이 다른 방법에 비해 수행 시간이 현저히 적음을 알 수 있다. Meanshift 방법에서 특징공간과 위치공간의 윈도우 크기는 각각 8,10으로 했고 2단계 SOM 방법에서 1단계의 출력층 구조는 20x20이며 제안된 방법의 출력층 구조는 5x5이다. Meanshift

방법에서 분할된 영역의 수는 제안된 방법과 같이 특징값이 같고 서로 이웃한 픽셀들의 집합이지만 2단계 SOM을 이용한 방법에서의 분할 영역의 수는 논문[5]에서 제시된 방법에 따라 최종 분할 이미지를 레이블링한 수이다.

표 2. 영상 분할 방법별 수행시간과 분할 영역의 수 (수행시간/영역수)

이미지 크기	MeanShift	2단계 SOM	제안방법
256x256	7.22/125	32.49/7055	0.19/148
336x336	4.72/40	54.77/390	0.31/89
481x321	9.48/72	118.14/6463	0.47/192
557x384	18.18/191	112.81/7629	0.61/176

V. 결 론

본 논문에서는 컬러 영상을 분할하는 효율적인 방법을 제안하였다. 제안된 방법은 영상 분할에 소요되는 시간을 줄이기 위하여 단순한 구조의 SOM과 grassfire 알고리즘을 결합하였다. SOM을 사용하는 다른 방법과 Meanshift 방법과의 비교를 통해 분할 결과 영상에 큰 차이가 없으며 수행 시간이 단축됨을 확인하였다. 제안된 컬러 영상 분할 방법은 컬러 영상의 정보를 충분히 활용하면서 짧은 시간에 영상 분할이 가능하므로 실시간 컬러 영상 분할이 필요한 응용 분야에 적합하다.

참고문헌

- [1] Skarbak, W., Koschan, A. "Colour Image Scggmentation: A survey" Technical report, Technical University Berlin, 1994.
- [2] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, Digital Image Processing, Third Edition, pp.394-460, 689-794, 2008.
- [3] D. Comaniciu and P. Meer, "Mean shift: a robust approach toward feature space analysis," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.24, pp.603-619, 2002.
- [4] S.H. Ong, N.C. Yeo, K.H. Lee, Y.V. Venkatesh, D.M. Cao, "Segmentation of color images using a two-stage self-organizing network", Image and Vision Computing 20, pp.279-289, 2002.
- [5] Teuvo Kohonen, "Self-Organizing Maps", Berlin, Germany, Springer, Heidelberg, 1995.
- [6] M. Borsotti, P. Campadelli, R. Schettini, "Quantitative evaluation of color image scgmentation results", Pattern Recognition Letters 19, pp. 741-747, 1998.