

# 적응적 관심윈도우 기반의 세포영상 세그멘테이션 기법

서미숙, 고병철, 남재열  
계명대학교 컴퓨터공학과  
e-mail : {forever1004, niceko, jynam}@kmu.ac.kr

## AAW-based Cell Image Segmentation Method

Mi-Suk Seo, Byoung-Chul Ko, Jae-Yeal Nam  
Dept. of Computer Engineering, Keimyung University

### 요 약

본 논문에서는 적응적 관심윈도우에 기반한 세포영상 세그멘테이션 기법을 제안한다. 명암지도를 이용하여 초기 관심윈도우를 생성하고, 초기 관심윈도우를 쿼드-트리 분할을 통해 실제 관심영역과 유사한 크기가 될 때까지 축소한다. 이렇게 생성된 적응적 관심윈도우는 세포영상에서 배경을 제거하고 관심영역 추출의 처리시간을 줄일 수 있다. 그리고 세그멘테이션과 관심영역의 분리를 위한 영역 병합 및 제거를 수행하여 최종적으로 정밀한 관심영역을 얻어낸다. 실험에서 제안된 기법은 세포영상의 관심영역을 효과적으로 분리하여 인간 시각과 유사한 향상된 세그멘테이션 결과를 보여준다.

### 1. 서론

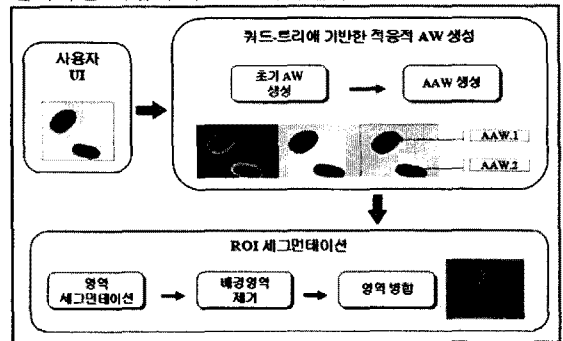
최근 의학분야에서는 자동화 시스템의 도입으로 방대한 의료영상이 디지털화 되어 하나의 데이터베이스를 구축하고 있다. 대용량의 의료영상을 효과적으로 검색하기 위해 영상 특징을 이용한 검색 연구가 진행중이며, 임상 진단을 돕는 자동적 진단 보조기법의 개발도 활발히 연구 중이다. 이를 위해 의료영상의 주요영역에 대한 정밀한 세그멘테이션(segmentation)의 중요성이 증대되었다.

의료영상은 자연영상과는 달리 신체의 특정 부위나 세포를 위주로 영상을 획득하기 때문에 중요한 의미를 가진 관심영역(Region Of Interest)과 단색의 배경으로 구성된 특징을 가지고 있다. 이러한 특성으로 인해 배경이나 비 중요 영역을 포함하는 전체 영상으로부터 세그멘테이션을 수행하게 되면 비 중요 영역의 영향으로 인해 정밀한 관심영역을 분리하기 어렵다. 따라서 유사영상 검색과 진단 보조를 위한 세그멘테이션은 자연영상과는 다른 분리 기법이 요구된다.

이를 위해 본 논문에서는 세포영상의 관심영역 추출을 위한 적응적 관심윈도우(AAW: Adaptive Attention Window)의 자동 검출 및 영역 세그멘테이션 기법을 제안한다. 제안된 기법은 인간 시각에 기반한 초기

관심 윈도우(Initial AW)를 생성하고 쿼드-트리(quad-tree) 분할을 이용하여 실제 관심영역에 가까운 적응적 관심윈도우를 생성한다. 생성된 적응적 관심윈도우 내에서 세그멘테이션이 수행되고, 배경에 해당하는 경계영역의 제거와 주요 관심영역으로의 병합을 통해 최종적으로 인간 시각과 유사한 정밀한 관심영역을 추출한다.

그림 1은 제안된 적응적 관심윈도우 기반의 세그멘테이션 기법의 구조를 나타낸다.

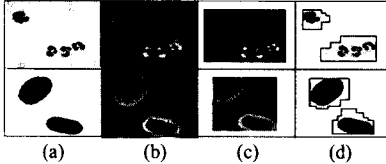


(그림 1) 제안 기법의 구조도

2. 인간 시각 특성에 기반한 적응적 관심원도우 추출

2.1 명암지도를 이용한 초기 관심원도우 생성

완벽한 객체의 세그멘테이션은 현재의 컴퓨터 비전 기술로는 불가능하며 많은 처리 시간이 요구된다. 본 논문에서는 초기단계에서 세그멘테이션 전에, 인간의 시각적 특징을 이용하여 관심원도우를 추출한다. 관심원도우의 주된 기능은 영상에서 비 관심영역을 제거하고, 세그멘테이션을 포함한 처리시간을 단축시키는 것이다. 이를 위해 본 논문에서는 그림 2 와 같이 명암지도(luminance map)를 이용하여 영상 내에서 초기 관심원도우를 생성한다[1].

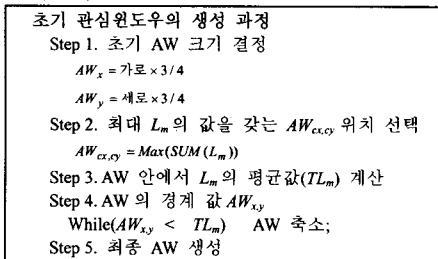


(그림 2) 관심원도우 생성 (a) 입력영상 (b) 명암지도 (c) 초기 관심원도우 (d) 적응적 관심원도우

먼저 명암지도(L)를 생성하기 위해 본 영상에 대하여 1/2 로 크기를 줄인 회색도(gray-level) 영상(L)에 두 가지 크기의(12x12, 13x13) 필터를 적용하여 명암대비를 측정한다. 필터 안의 중심 좌표와 주변 좌표들 사이의 차를 계산하고, 합을 중심점의 명암지도 값으로 설정한다. 만들어진 두 특징지도(feature map)는 더해지고 정규화되며, 잡음과 주변 포인트들의 영향을 제거하기 위해 가우시안 필터를 적용한다. 이러한 과정을 통하여, 축소된 영상 크기가 L' 이고 사용된 필터 크기가 s 일 때 해당 중심점과 이웃 점들 간의 명암 차를 나타내는  $\bar{L}$  을 구하는 식은 (1)과 같다.  $\bar{L}$  은 이후 다시 원래 크기의 지도(L<sub>m</sub>)으로 업 샘플링 된다.

$$\bar{L} = \frac{1}{2} \left( \sum_{s \in \{11 \times 11, 13 \times 13\}} L'(s) \right) \quad (1)$$

명암지도가 추출되면, 초기 관심원도우를 설정한다. 초기 관심원도우의 크기는 영상 분석으로 계산된 값으로 가로, 세로 3/4 크기이며, 세포영상의 최대 관심영역을 포함하도록 설정되었다. 초기 관심원도우의 위치는 그림 3 의 수도(pseudo)코드와 같이 각 픽셀을 중심점으로 하는 관심원도우의 명암지도가 최대 값인 좌표로 결정되며, 그림 2 의 (c)는 초기 관심원도우의 예를 보여준다.

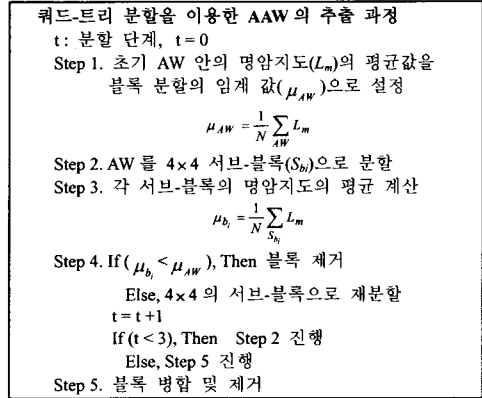


(그림 3) 초기 관심 원도우의 생성 과정

2.2 쿼드-트리 분할을 이용한 AAW 추출

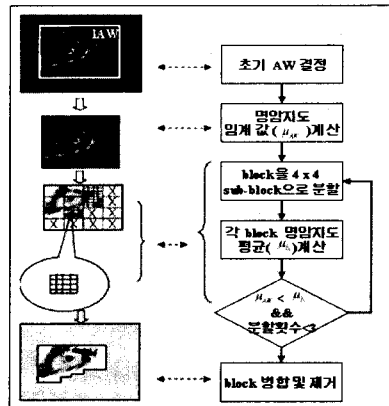
본 논문에서는 쿼드-트리리를 이용하여 초기 관심원

도우를 최대한 관심영역의 크기와 유사한 적응적 관심원도우로 추출하는 방법을 제안하며 이를 위한 수도코드는 그림 4 와 같다. 먼저 초기 관심원도우 안에서 명암지도의 평균값( $\mu_{AW}$ )을 계산하고 영역 분할을 위한 임계 값으로 사용한다. 그리고 초기 관심원도우를 분할한 4x4 개의 서브-블록(sub-block)에서의 명암지도 평균( $\mu_b$ )이 지정된 임계 값( $\mu_{AW}$ )보다 클 경우, 서브-블록은 다시 4x4 개의 서브-블록으로 재분할되며, 작은 경우에는 제거시킨다. 이는 인간시각 시스템의 특징 중 인간은 명암의 대비 차가 큰 영역에 관심을 집중한다는 가정에 기초한다[2]. 즉, 명암지도 값이 임계 값보다 작은 경우 해당 블록에는 중요영역이 포함될 가능성이 적다는 것이며, 반대의 경우 가능성이 높다는 의미로 해석하고 더 세밀한 관심원도우 생성을 위해 다시 재분할한다.



(그림 4) AAW 추출을 위한 수도코드

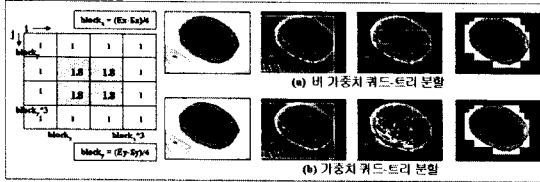
이러한 과정은 3 번의 분할 단계까지 반복적으로 수행된다. 끝으로 각 블록을 이웃하는 큰 블록으로 합병하고, 거리가 멀리 떨어진 작은 블록들을 제거함으로써 적응적 관심원도우를 얻어내게 된다. 그림 5 는 적응적 관심원도우의 추출 과정을 나타낸다.



(그림 5) 적응적 관심원도우 추출 과정

그러나 만약 영상에서 지배적인 큰 영역이 존재하고 영역의 명암 대비가 유사하면, 영역 중심부에 위치하는 서브-블록의 명암지도의 평균( $\mu_b$ )은 지정된

임계 값( $\mu_{AW}$ )보다 작게 나타나기 때문에 조건에 의해 그림 6 의 (a)와 같이 제거되어 주요한 영역이 영역 분할 과정을 거치면서 정보를 잃을 수 있다. 따라서 영상 분석을 통해, 분할된 서브-블록에서 상대적으로 관심영역이 분포 확률이 높은 중앙 4 개의 블록에 가중치를 설정하고 명암지도의 평균값을 높여준다. 그림 6 은 중앙 4 영역에 대한 명암지도에 1.8 의 가중치가 부여된 초기 퀴드-트리를 나타내며, 이러한 변형된 분할 과정으로 그림 6 의 (b)와 같이 지배적인 영역의 주요 정보의 손실을 막을 수 있다. 본 논문에서 사용된 가중치 1.8 은 실험에 의해 가장 좋은 성능을 나타내는 값이다.



(그림 6) 가중치 부여된 퀴드 트리 영역 분할

### 3. 관심영역 세그멘테이션

적응적 관심윈도우가 생성되면, 필터링 처리 및 각 채널을 이용한 영역 합병과 레이블링(labeling)을 통하여 영역을 세그멘테이션 한다. 또한 영역들 중에서 중요도가 낮은 배경에 해당하는 경계영역들을 제거하고, 크기가 큰 영역들을 주요 관심영역으로 선정하여 주변 영역들을 이들에 합병(merging)함으로써 최종적으로 분리된 관심영역을 얻어낸다.

#### 3.1 영역 세그멘테이션

본 논문에서는 세그멘테이션을 위해 Ko 와 Byun[3]이 제안한 방법을 사용하였다. 이 방법에서는 에지와 베이저안 정리 및 3 종류의 변형된 원형 필터를 사용하여 영상을 세그멘테이션 한다

#### 3.2 배경영역 제거

세그멘테이션이 수행되면, 관심영역의 추출을 위하여 각 영역들 중에서 배경에 해당하는 경계영역을 제거해야 한다. 주요한 관심영역의 위치는 적응적 관심윈도우 내부에 존재할 가능성이 높으며, 반대로 배경영역들은 적응적 관심윈도우의 경계선에 맞닿아 있을 가능성이 높다. 따라서 배경영역은 식(2)를 이용하여 적응적 관심윈도우의 경계 면에 닿는 각 영역의 비율을 평가하고 미리 정해진 임계 값과 비교한 뒤 제거하는 방식을 통하여 분리될 수 있다.

$$B\_P_k = \frac{card(S_{AW} \cap S_k)}{R_k} \quad k = 1, 2, \dots, n \quad (2)$$

식(2)에서  $S_{AW}$  은 적응적 관심윈도우의 경계좌표 집합을,  $S_k$  는 n 개의 세그멘테이션 영역 중 k 번째 영역의 경계좌표 집합을 의미한다.  $R_k$  는 적응적 관심윈도우 내에서 k 번째 영역 크기를 나타내며,  $card(A)$  는 각 집합원의 개수(cardinality)를 의미한다. 결국  $B\_P_k$  는 k

번째 영역의 전체 크기 중에서 적응적 관심윈도우의 경계에 닿는 비율을 나타내며, 구해진 비율은 미리 정의된 임계 값( $T$ )과 비교하여 클 경우 배경으로 판단하고 제거한다. 정의된 임계 값은 2.3 의 실험적인 값으로 전체영역 픽셀 중 2.3% 이상 경계 면과 맞닿아 있음을 의미한다.

#### 3.3 영역 클러스터링

배경영역들이 제거되면 각 영역의 크기를 구하고, 명암지도의 값이 큰 n 개 영역을 클러스터링을 위한 seed 영역( $ROI_k$ )으로 선정하여 이웃영역들을 비슷한 속성을 갖는 seed 영역으로 병합한다. 작은 이웃 영역의 seed 영역으로의 병합은 식(3)을 이용하여 주요 관심영역의 바깥 경계와 닿거나 속한 비율을 판단한다.

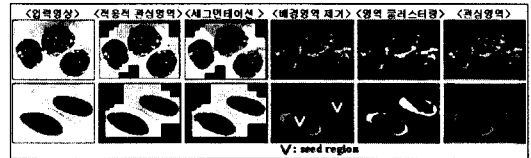
$$Ob_{i,k} = \frac{card(BR_i \cap ROI_k)}{card(P_m)} \quad (3)$$

$$P_m = \min(BR_i, ROI_k)$$

$BR_i$  는 i 번째 비교영역의 집합,  $ROI_k$  는 k 번째 seed 영역의 집합을 나타내고,  $P_m$  는 집합  $BR_i$  와 집합  $ROI_k$  영역 중에서 상대적으로 크기가 작은 영역 집합을 나타낸다. 영역의 경계를 비교하는  $card(A)$  는 집합 A 에 포함된 영역의 원소 개수를 의미한다. 따라서  $Ob_{i,k}$  는 k 번째  $ROI_k$  영역과 i 번째 영역의 포함 관계를 비율로 나타낸다.  $Ob_{i,k}$  가 1 일 경우  $BR_i$  는  $ROI_k$  영역에 완전히 포함된 경우이고, 0 일 경우  $BR_i$  는  $ROI_k$  영역의 외부에 위치하는 경우이다. 식(4)에 따라,  $Ob_{i,k}$  는 병합 또는 제거된다.

$$\begin{aligned} & \text{if } 0 < Ob_{i,k} \leq 1 \text{ Then } BR_i \subset ROI_k \\ & \text{else, } BR_i \subset \text{Background} \end{aligned} \quad (4)$$

그림 7 은 주요 관심영역과 인접 영역의 병합된 결과를 나타낸다. 이 과정은 병합할 영역이 존재하지 않을 때까지 반복되며, 최종적으로 병합한 영역이 정의된 크기 이하일 경우 잡음 영역 혹은 배경영역으로 판단하여 배경으로 병합하는 과정을 거친다.



(그림 7) 영역 병합과 제거

### 4. 실험 결과 및 분석

본 논문에서는 실험을 위하여 식물, 동물의 적혈구, 백혈구, 조직세포 등의 200 개 세포영상을 사용하였다. 실험에 사용된 영상은 정상 세포의 개수가 5 개 이하인 영상 105 개, 다수의 정상 세포와 1~3 개의 이상세포가 존재하는 영상 95 개로 구성되어 있다. 제안된 기법에 의한 세그멘테이션의 성능을 평가하기 위해서, 제안기법에 의해 추출된 관심영역을 Comaniciu 와 Meer 의 기법을 이용한 관심영역 세그멘테이션[4]과 비교하였다. 이 기법에서 사용자는 초기 관심윈도우를 사용자가 수동으로 설정한다. 평가를 위해 각 기

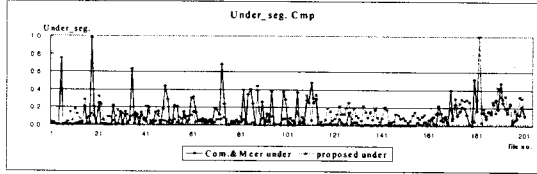
법의 세그멘테이션 결과는 사람의 판단과 비교하고 식(5)를 이용하여 under 및 over 세그멘테이션 오차율을 평가하였다.

$$S_U = \frac{(M - (M \cap S))}{S_M}, \quad S_O = \frac{(S - (M \cap S))}{S_S} \quad (5)$$

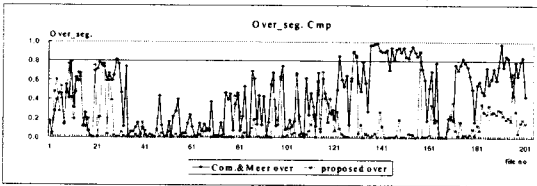
$$AVG\_S = (1 - (S_U \oplus S_O)) \times 100$$

M 과 S 는 각각 사람과 세그멘테이션 기법에 의해 추출된 관심영역을 의미하고, S<sub>M</sub> 과 S<sub>S</sub> 는 추출된 관심 영역의 전체 크기(pixel)이다. S<sub>u</sub> 는 사람이 선택한 관심 영역 중에서 기법에 의해 추출되지 못한 under 세그멘테이션 오차율이고 S<sub>o</sub> 는 세그멘테이션 기법에 의해 추출된 관심영역에서 사람이 선택하지 않은 over 세그멘테이션 오차율이다. 두 오차율을 이용해 정확도를 백분율로 환산한 것이 AVG\_S 이며 이는 100 에 가까울수록 적은 오차와 높은 정확도를 나타내고, 0 에 가까울수록 큰 오차율과 낮은 신뢰도를 나타낸다.

수행된 세그멘테이션의 비교 실험 결과는 그림 8 과 그림 9 에 각각 나타난다. 제안 기법은 적응적 관심윈도우를 생성하지 않은 비교기법과 비교하여 그림 8 과 같이 유사한 under 세그멘테이션 비율을 가지는 반면, over segmentation 의 오차 비율은 그림 9 와 표 1 의 결과와 같이 비교방법의 43.1%의 오차율에 비하여 훨씬 줄어든 14.8%의 오차율을 나타냈다.



(그림 8) 제안 기법의 under 세그멘테이션 비교



(그림 9) 제안 기법의 over 세그멘테이션 비교

오차율의 분석 결과, 비교기법은 관심영역을 세그멘테이션 할 수는 있지만, 유사형태의 관심윈도우가 아닌 사용자가 지정한 사각 윈도우의 세그멘테이션으로 그림 9 와 같이 over 오차율을 크게 발생시켰고, 주요 관심영역인 핵이 아닌 다수의 단편들을 만들어 내었다. 그러나 제안기법은 적응적 관심윈도우를 찾고, 추출된 영역에서 세그멘테이션 함으로써 비교기법에 비해 over 오차율이 약 2.9 배로 감소했고, 정확도 AVG\_S 도 약 1.6 배 높게 나타났다. 또한 under 및 over 오차율의 표준편차도 비교적 고르게 나타났다.

<표 1> 제안기법과 비교방법의 오차율 비교

Com.&Meer	0.109	0.431	46.0 %	0.165	0.317
제안방법	0.116	0.148	73.6 %	0.112	0.124

다음으로 임상 진단을 위한 자동적인 보조 진단 시스템 구성으로 제안기법의 적용가능성을 알아보기 위

해, 각 기법을 통해 분리 된 영역의 중요도를 평가하였다. 평가를 위해 전체 200 개 영상에 존재하는 분리된 핵의 개수와, 정상세포와 이상세포가 포함된 95 개 영상의 분리된 이상 세포핵의 개수를 비교하였다.

<표 2>는 사람이 선별한 영상 전체의 세포핵의 개수와 이상 세포핵의 개수를 비교방법과 제안 알고리즘에 의해 분리된 핵의 개수와 이상 세포핵의 개수를 비교한 것이다. 비교방법에 의한 관심영역의 추출은 over 오차율을 많이 발생시키기 때문에 정밀하게 이상세포를 분리하지 못하며, 상당히 낮은 핵 추출 결과를 보였다. 또한 122 개의 이상세포에 대해서도 74 개만을 검출함으로써 전반적인 이상세포의 핵 추출 비율이 낮다. 그러나 제안기법은 703 개로서 더 많은 핵을 추출하였으며, 이상 세포핵도 108 개를 검출하여 약 89%의 근접한 핵 추출 비율을 나타내었다.

<표 2> 제안된 기법의 핵 추출 비교

수작업으로 추출한 ROI	829	122
Com.&Meer 방법	475	74
AAW 를 이용한 제안방법	703	108

세포핵이나 정상세포에 속한 이상 세포핵은 염색물질에 의해 명암지도의 대비가 전체 평균보다 크기 때문에 초기 관심윈도우 안에서 정상세포의 명암지도의 평균값과 상이한 대비 값을 가진 이상세포의 영역으로 분할하여 적응적 관심영역을 생성하고, 세그멘테이션을 수행함으로써 이상 세포핵을 효과적으로 추출할 수 있었다. 따라서 제안기법은 이상세포를 감지하는 보조적 진단기법으로서의 사용 가능성을 보여준다.

## 5. 결론

본 논문에서는 영상검색과 임상진단을 위해 적응적 관심윈도우 기반의 세포영상 세그멘테이션 기법을 제안하였다. 적응적 관심윈도우는 영상처리 시간을 단축할 뿐 아니라, 정밀한 관심영역을 추출할 수 있다. 실험에서 제안기법은 향상된 분리 결과와 이상세포의 보조 진단으로서의 응용 가능성을 나타내었다.

향후 제안된 기법은 관심영역의 특징과 환자의 데이터 등 다양한 정보를 조합하여 의료영상 검색 시스템 구현에 이용될 것이다. 또한 자동적 진단 및 사용자 적합성 피드백을 통한 진단 보조 시스템으로 개발하고자 한다.

## 참고문헌

- [1] SooYeong Kwak, ByoungChul Ko and Hyeran Byun, "Automatic Salient-object Extraction using the Contrast Map and Salient Points," Lecture Notes in Computer Science, Vol. 3332, pp.138-147, 2004.
- [2] Itti L., Koch C. and Niebur E., "A Model of Saliency-based Visual Attention for Rapid Scene Analysis," IEEE Trans. on PAMI, Vol.20, pp.1254- 1259, 1998.
- [3] B.C. Ko and H. Byun, "Frip: A region-based image retrieval tool using automatic image segmentation and stepwise boolean and matching," IEEE Trans. on Multimedia, 7(1), pp.105-113, 2005.
- [4] D.Comanicu and P.Meer, "Mean-Shift: A Robust Approach toward Feature Space Analysis," IEEE Trans. on Pattern Recognition and Machine Intelligence, Vol.24, pp. 603-619, 2000.