

적응적 관심윈도우 기반의 세포영상 분할 기법

서 미 숙[†] · 고 병 철^{**} · 남 재 열^{***}

요 약

본 논문에서는 적응적 관심영역(AAW: Adaptive Attention Window)에 기반한 세포영상 분할 기법을 제안한다. 적응적 관심영역을 분할하기 위해, 명암지도를 이용하여 초기 관심윈도우(LAW: Initial AW)를 생성한다. 생성된 초기 관심윈도우는 쿼드-트리 분할을 이용하여 실제의 관심영역(ROI: Region of Interest)과 유사한 크기가 될 때까지 축소된다. 이렇게 생성된 적응적 관심윈도우는 세포 영상에서 배경을 제거하고 관심영역 추출의 처리 시간을 줄이기 위해서 사용된다. 마지막으로 적응적 관심영역 안에서 영역을 분할하고 관심영역만을 분리하기 위한 영역 병합과 제거를 수행한다. 실험에서 제안된 기법은 세포영상의 관심영역을 효과적으로 분리하여 인간 시각과 유사한 향상된 영상 분할 결과를 보여준다.

키워드 : 적응적 관심윈도우, 세포영상, 관심영역, 분할, 쿼드-트리

AAW-based Cell Image Segmentation Method

Mi Suk Seo[†] · Byoung Chul Ko^{**} · Jae Yeal Nam^{***}

ABSTRACT

In this paper, we present an AAW(Adaptive Attention Window)-based cell image segmentation method. For semantic AAW detection, we create an initial Attention Window by using a luminance map. Then the initial AW is reduced to the optimal size of the real ROI(Region of Interest) by using a quad-tree segmentation. The purpose of AAW is to remove the background and to reduce the amount of processing time for segmenting ROIs. Finally, region segmentation is performed within the AAW and region clustering and removing are executed for segmenting only ROIs. Experimental results show that the proposed method segments one or more ROIs efficiently and gives the similar segmentation result as compared with the human perception.

Key Words : Adaptive Attention Window, Cell, Region of Interest, Segmentation, Quad-tree

1. 서 론

최근 의학 분야에서는 PACS(Picture Archiving Communication System)와 같은 자동화 시스템의 도입으로 방대한 의료 영상이 디지털화 되어 하나의 데이터베이스를 구축하고 있다. 대용량의 의료 영상을 효과적으로 검색하기 위한 필요성은 영상 특징(feature) 기술(description)을 이용한 검색 연구를 진행하게 하였으며, 임상 진단을 돕기 위한 자동적인 진단 보조 기법의 개발도 활발히 연구 중에 있다 [1-3]. 이를 위해 의료 영상의 주요 영역에 대한 정밀한 영상분할(segmentation) 연구의 중요성이 증대되었다.

Comaniciu와 Meer[4]은 진단 병리학 분야에서 조직의 구

조나 기관의 상태를 분석하여 질병의 원인을 연구하기 위해 IGDS(Image Guided Decision Support)을 개발하였다. IGDS는 세포 영상을 분할하고 유사한 세포영상을 검색하는 통합된 진단 보조 시스템으로, GUI와 음성인식의 멀티모달 검색 환경을 제공하지만 중요 검색 세포 영상을 추출하기 위해 사용자가 임의의 영역을 선택해주어야 하는 단점이 있다. 세포 분할을 위해 사용된 Mean-Shift[5,6] 기법은 세포 영상뿐만 아니라 일반 영상의 분할 기법으로 많이 사용되고 있다.

Ropers와 Bell[7]은 동일 세포에 여러 종류의 염색을 가하여 조합된 영상정보를 분석하는 다중세포분석(MMCA: Multimodal Cell Analysis) 기법을 제안하였다. 이 논문에서는 관측된 세포 영상에서 분할을 통해 겹쳐져 있거나 혈장이 포함된 세포로부터 핵을 분리하고, 분리된 핵을 비교하여 관측된 각각의 세포를 정밀하게 재배치시키며, 동일 세포영상으로 합성하여 등록시킨다. 이를 위해 핵의 무리들을 비교하여 자동적으로 동일 영상을 검색하고, 세포의 위치를 결정하여 보정하거나 재배치시키는 처리 루틴을 설계하였다.

* 본 연구는 산업자원의 지평기술혁신사업(RT104-01-01) 지원으로 수행되었습니다.

† 준 회원: 계명대학교 컴퓨터공학(석사)

** 정 회원: 계명대학교 컴퓨터공학과 전임강사

*** 정 회원: 계명대학교 컴퓨터공학과 교수

논문접수: 2006년 10월 16일, 심사완료: 2007년 1월 16일

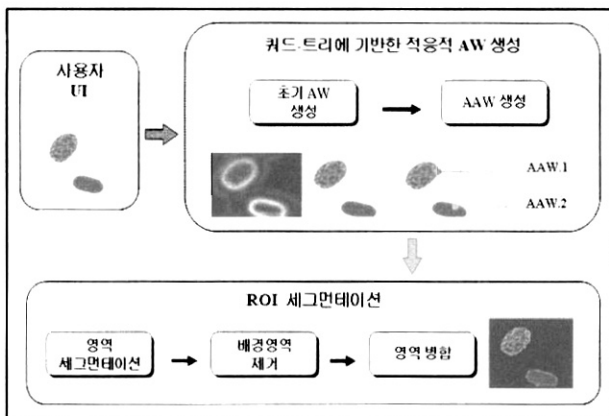
Barhoumi와 Zagrouba[8]는 두뇌의 자기공명영상(MRI: Magnetic Resonance Imagine) 영상과 같이 복잡한 다수의 영역이 존재하는 영상에서 종양과 같은 특정 관심영역을 검출하고 진단하기 위하여, 계층적인 분할 기법을 제안하였다. 이 논문에서는 추가적으로 장기를 대표하는 각 부분의 클래스를 정의하고, 퍼지 셋(fuzzy set)을 이용한 분류를 함께 이용하여 영상분할의 신뢰도를 높이는 기법을 제안하였다.

Tscherepanow와 Zollner[9]은 살아있는 세포의 활동 및 기능 분석을 위한 주요 단계라고 할 수 있는 서브세포(subcellular)의 위치추정을 위해 세포 영상분할 기법을 제안하였다. 이 논문에서는 정확한 세포의 위치를 찾아내기 위하여, 명시야 현미경(bright field microscope)으로 획득한 영상 안에 포함된 세포영역을 분할하였다. 또한 영상분할의 결과로 분리된 영역들에 대하여 세포와 비 세포 영역을 자동적으로 구별해내는 분류(classification) 기법을 제안하였다.

세포영상은 일반적인 자연영상과는 달리 신체의 특정 부위나 세포를 위주로 획득하기 때문에 중요한 의미를 내포하는 관심영역(ROI: Region Of Interest)과 단색의 배경으로 구성된 특징을 가지고 있다. 이러한 특성으로 인해 중요하지 않은 배경이나 비 중요 영역을 포함하는 전체 영상으로부터 영상분할을 수행하게 되면 비 중요 영역의 영향으로 인해 정밀한 관심영역을 분리하기 어렵다. 그렇기 때문에 의료영상에서의 유사영상 검색과 진단 보조를 위한 영상분할은 일반 자연영상과는 다른 분리 기법이 요구된다.

본 논문에서는 세포영상의 관심영역 추출을 위한 적응적 관심윈도우의 자동 검출 및 영역 분할 기법을 제안한다. 제안된 기법은 인간 시각에 기반한 초기 관심윈도우(IAW : Initial Attention Window)를 생성하고 쿼드-트리(quad-tree) 분할을 이용하여 실제 관심영역에 가까운 적응적 관심윈도우(AAW: Adaptive Attention Window)를 생성한다. 생성된 적응적 관심윈도우 내에서 분할이 수행되고, 배경에 해당하는 경계 영역의 제거와 주요 관심영역으로의 병합을 통하여 최종적으로 인간 시각과 유사한 관심영역을 추출한다.

(그림 1)은 제안된 적응적 관심윈도우 기반의 영상분할 기법의 구조를 나타낸다.



(그림 1) 제안 기법의 구조도

2. 적응적 관심윈도우 추출

2.1 명암지도를 이용한 초기 관심윈도우 생성

일반적으로 완벽한 객체 기반의 영상 분할은 현재의 컴퓨터 비전 기술로는 불가능하며 많은 처리 시간이 요구된다. 따라서 본 논문에서는 초기단계에서 영상에 대한 분할의 수행 과정 전에, 인간의 시각적인 특징을 이용하여 관심윈도우를 추출한다. 관심윈도우의 주된 기능은 영상 내에 존재하는 의미 없는 비 관심영역들을 제거하고, 영상 분할을 포함한 처리 시간을 단축시키는 것이다.

이를 위해 본 논문에서는 (그림 2)와 같이 명암 지도(luminance map)를 이용하여 영상 내에서 초기 관심윈도우를 생성한다[10].

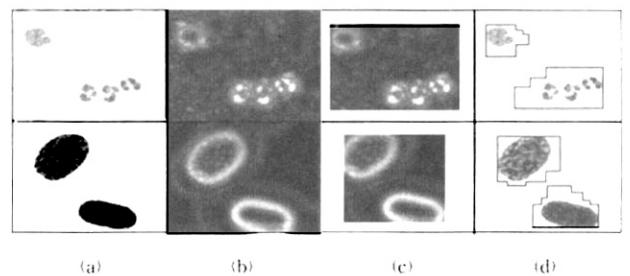
먼저 명암지도(\bar{L})를 생성하기 위하여 본 영상에 대하여 1/2로 크기를 줄인 회색도(gray-level) 영상(L)에 두 가지 크기의(11x11, 13x13) 필터를 각각 적용하여 명암 대비(contrast)를 측정한다. 필터 안의 중심점에 해당하는 좌표와 주변 좌표들 사이의 차이 값을 계산하고, 그 합을 중심점의 명암지도 값으로 설정한다. 이렇게 만들어진 두 개의 특징지도(feature map)는 더해지고 정규화 된다. 정규화 된 특징지도에서 잡음과 주변 포인트들의 영향을 제거하기 위하여 가우시안 필터를 적용한다.

이러한 과정을 통하여, 축소된 영상 크기가 L' 이고 사용된 필터 크기가 s 일 때 해당 중심점과 이웃 점들 간의 명암 차이를 나타내는 \bar{L} 을 구하는 식은 (1)과 같다.

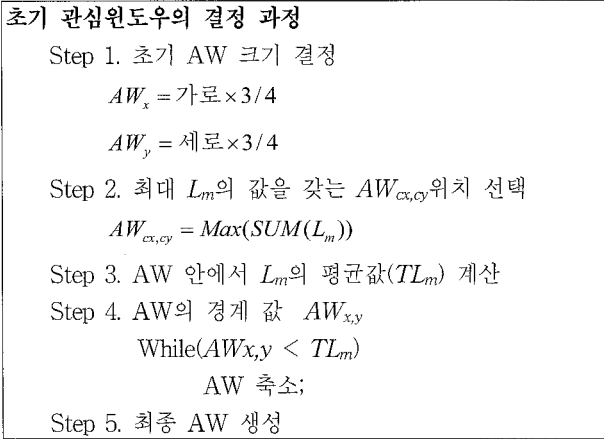
$$\bar{L} = \frac{1}{2} \left(\sum_{s \in \{11 \times 11, 13 \times 13\}} L'(s) \right) \quad (식 1)$$

\bar{L} 은 이후 다시 원래 크기의 맵(L_m)으로 업 샘플링 된다.

명암지도가 추출되면, 이를 이용하여 초기 관심윈도우를 설정한다. 초기 관심윈도우(IAW)의 크기는 영상의 가로, 세로의 3/4 크기를 갖는 사각형으로 설정된다. 이 크기는 영상 분석을 통해 계산된 값으로 세포 영상에 존재하는 최대 관심영역의 크기를 포함하도록 설정되었다. 초기 관심윈도우의 위치 결정은 관심윈도우 내에 포함된 명암지도로 결정된다. 즉, (그림 3)의 수도(pseudo)코드와 같이 영상내의 각 픽셀을 중심점으로 하는 관심윈도우의 명암지도 값이 최대인 좌표 위치가 최종적인 초기 관심윈도우의 위치가 되며, (그림 2)의 (c)는 초기 관심윈도우의 예를 보여주고 있다.



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

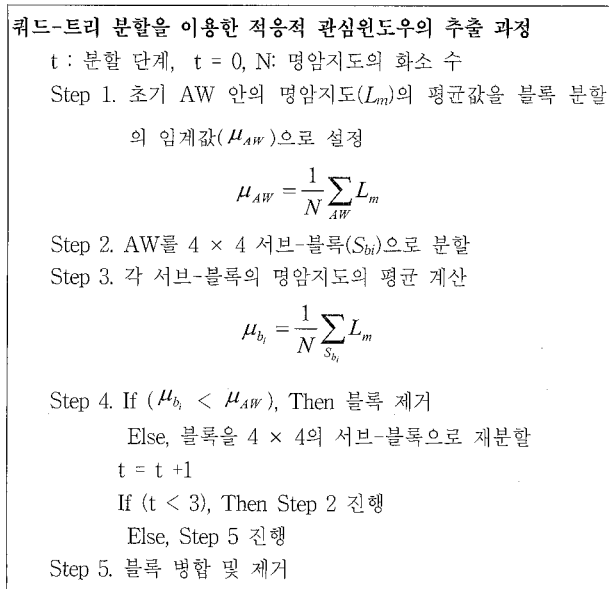


(그림 3) 초기 관심윈도우의 생성 과정

2.2 쿼드-트리 분할을 이용한 적응적 관심윈도우 추출

영상 분석을 위한 분할 기법의 사용에 있어, 의미론적으로 정확한 관심영역을 자동적으로 추출하는 것은 현재의 컴퓨터 비전 기술로는 불가능 하며 상당한 처리시간을 필요로 하기 때문에 효율적인 분할 기법에 대한 많은 연구가 진행 중에 있다. 유사형태 관심영역을 추출하기 위한 일반적인 영상의 분할은 초기 하나의 영역을 가정하고 반복적으로 분할 조건을 판단하면서 더 작은 영역으로 분리해 나가는 방식을 이용하고 있으며, 이러한 영역 분리를 위해 사각, 삼각, 다각형의 영역 분리 구조 등을 이용하고 있다[8].

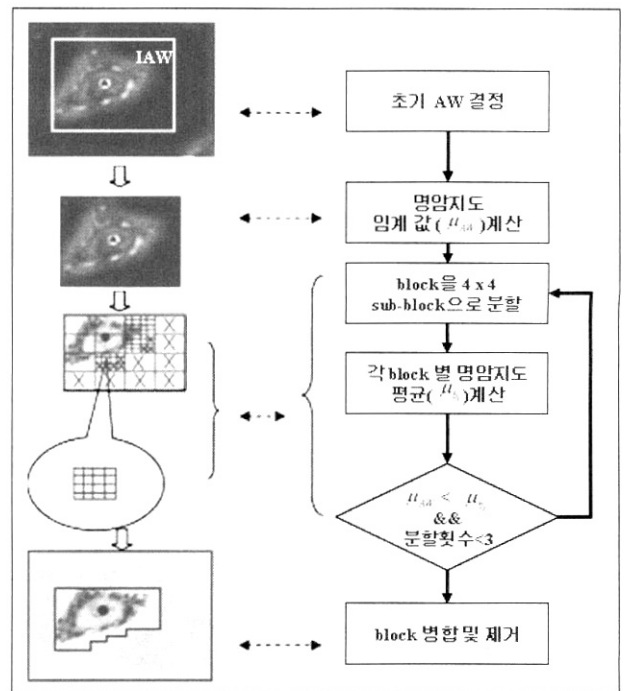
본 논문에서는 제시된 문제점을 해결하고 영상 분할을 위한 영역 분할의 처리시간을 줄이기 위해, 쿼드-트리(quad-tree)[11]을 이용하여 사각형 모양의 초기 관심윈도우를 최대한 관심영역의 크기와 비슷한 형태를 가지는 적응적 관심윈도우로 추출하는 방법을 제안한다. 적응적 관심윈도우를 설정하기 위한 수도코드는 (그림 4)와 같다. 먼저 초



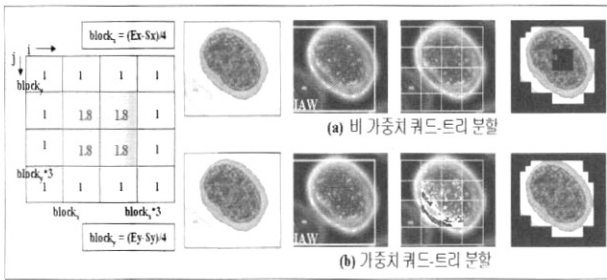
(그림 4) 적응적 관심윈도우 추출을 위한 수도(pseudo)코드

기 관심윈도우 안에서 명암지도의 평균값(μ_{AW})을 계산하고 이를 영역 분할을 위한 임계값으로 사용한다. 초기 관심윈도우를 분할한 4x4개의 서브-블록(sub-block) 내에서의 명암지도 평균(μ_{bt})이 지정된 임계값(μ_{AW})보다 클 경우, 해당 서브-블록은 다시 4x4개의 서브-블록으로 재분할되며, 작은 경우에는 해당 서브-영역을 제거시킨다. 이러한 서브-블록의 제거는 인간 시각 시스템의 특징 중 인간은 명암의 대비차가 큰 영역에 집중한다는 가정에 기초한다[12]. 즉, 명암지도 값이 임계값보다 작을 경우 해당 블록에는 중요영역이 포함되어 있을 가능성이 적다고 보는 것이며, 그 반대의 경우는 중요한 영역이 포함되어 있을 가능성이 높다는 의미로 해석하고 더 세밀한 관심윈도우 생성을 위해 다시 재분할한다. 이러한 과정은 3번의 분할 단계까지 반복적으로 수행한다. 마지막으로 각각의 블록들을 이웃하는 큰 블록으로 합병하고, 선정된 주요 블록과 거리가 멀리 떨어진 작은 블록들을 제거함으로써 적응적 관심윈도우를 얻어내게 된다. (그림 5)는 제안된 영상분할 기법을 통해 적응적 관심윈도우가 추출되는 과정을 보여준다.

그러나 만약 영상에서 지배적인 큰 영역이 존재하고 영역 내의 명암 대비가 유사하다면, 영역 중심부에 위치하는 서브-블록의 명암지도의 평균(μ_{bt})는 지정된 임계값(μ_{AW})보다 작게 나타나기 때문에 조건에 의해 (그림 6)의 (a)와 같이 제거된다. 때문에 주요한 영역이 쿼드-트리 분할 과정을 거치면서 정보를 잃어버릴 수 있다. 따라서 영상 분석을 통해, (그림 6)과 같이 분할된 16개 서브-블록에서 상대적으로 관심영역의 분포 확률이 높은 중앙의 4개의 서브-블록에 대하여 해당하는 블록의 명암지도 대비 값에 가중치를 설정하고



(그림 5) 적응적 관심윈도우의 추출 과정



(그림 6) 가중치가 부여된 쿼드 트리 영역 분할

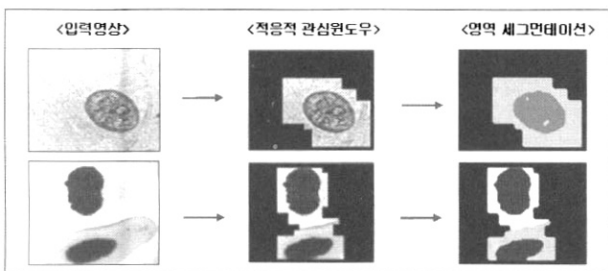
상대적으로 높은 대비를 부여하여 명암지도의 평균값을 높인다. (그림 6)은 중앙 4 영역에 대한 명암지도에 1.8의 가중치가 부여된 초기의 쿼드 트리를 나타내며, 이러한 변형된 쿼드 트리 분할 과정으로 (그림 6)의 (b)와 같이 지배적인 영역의 주요 정보의 손실을 막고 관심영역과 유사한 형태의 적응적 관심윈도우를 생성할 수 있다. 본 논문에서 사용된 중심부의 서브-블록에 대한 가중치 1.8은 실험에 의해 가장 좋은 성능을 나타내는 가중치이다.

3. 관심영역 분할

적응적 관심윈도우가 생성되면, 생성된 영역에 대하여 필터링 처리를 하고 각 채널을 이용한 영역 합병(region merging)과 레이블링(labeling)을 통하여 영역 분할을 수행한다. 또한 분할된 영역들 중에서 상대적으로 중요도가 낮은 배경에 해당하는 경계 영역들을 제거하고, 영역들 중에서 크기가 큰 영역들을 주요 관심영역으로 선정하여 인접한 주변 영역들을 이들에 합병함으로써 최종적으로 분리된 관심영역을 얻어낸다.

3.1 영역 분할

본 논문에서는 영상 분할을 위해 Ko와 Byun[13]이 제안한 방법을 사용하였다. 이 방법에서는 에지와 베이저안 정리 및 3 종류의 변형된 원형 필터를 사용하여 영상을 분할한다. 다음으로 분할 결과로 생긴 작은 단편들을 영역 합병과 영역 레이블링을 통하여 유사한 이웃 영역으로 합병시키고, 합병된 영역에 대한 동일한 레이블을 부여해나간다. 이러한 영역 합병과 영역 레이블 과정은 미리 정의된 분할 영역의 임계 개수를 넘지 않을 때까지 반복적으로 수행 된다.



(그림 7) 적응적 관심윈도우의 영상분할 수행 결과

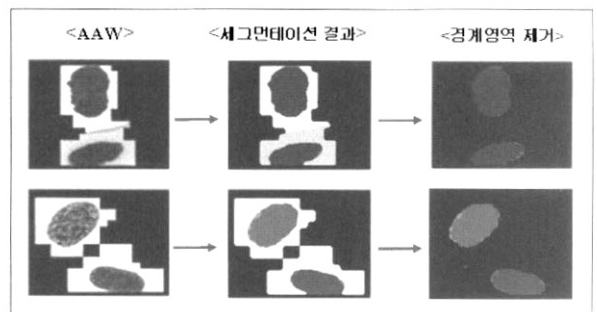
(그림 7)은 적응적 관심윈도우에서 영역 분할을 수행한 결과 영상을 보여준다.

3.2 배경영역 제거

(그림 6)과 같이 영역별 분할이 수행되면, 관심영역의 추출을 위해 각 영역들 중에서 배경에 해당하는 경계영역을 제거해야 한다. 주요한 관심영역의 위치는 대부분 적응적 관심윈도우의 내부에 존재할 가능성이 높으며, 이와 반대로 배경에 해당하는 영역들은 적응적 관심윈도우의 경계선에 맞닿아 있을 가능성이 높다. 따라서 배경영역과 관심영역은 적응적 관심윈도우의 경계면에 닿는 각 영역들의 비율을 평가하여 미리 정해진 임계값과 비교한 뒤 경계영역을 제거하는 방식을 통하여 분리될 수 있으며, 이를 위한 식은 식(2)과 같다.

$$B_P_k = \frac{card(S_{AAW} \cap S_k)}{R_k} \quad k = 1, 2, \dots, n \quad (식 2)$$

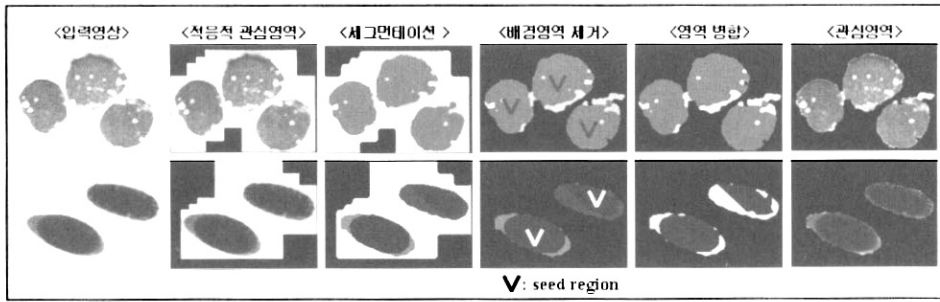
식(2)에서 S_{AAW} 은 적응적 관심윈도우(AAW)의 경계면의 좌표 집합을, S_k 는 n개의 분할 영역 중 k번째 영역의 경계면 좌표 집합을 의미하며, R_k 는 적응적 관심윈도우 내에서 k번째 영역의 크기를 나타낸다. $card(A)$ 는 각 집합원의 개수(cardinality)를 의미한다. 결국 B_P_k 는 k번째 영역의 전체 크기 중에서 적응적 관심윈도우의 경계에 닿는 비율을 나타내며, 구해진 비율은 미리 정의된 임계값(T)과 비교하여 임계값보다 클 경우 배경에 해당하는 영역으로 판단하고 제거한다. 본 논문에서는 정의된 임계값을 실험적으로 2.3으로 결정하였는데, 이것은 전체 영역의 픽셀 중 2.3% 이상 경계면과 맞닿아 있다는 것을 의미한다. (그림 8)은 주요 영역에 해당하는 핵과 세포질 및 모노톤인 영역들이 존재할 경우, 배경 제거 알고리즘에 의해 핵만 남겨진 것을 보여준다.



(그림 8) 배경 영역의 제거

3.3 영역 클러스터링

배경 영역들이 제거되면 각 영역의 크기를 구하고, 명암지도의 값이 큰 n개의 영역을 영역 클러스터링을 위한 seed 영역(ROI_k)으로 선정한다. 그리고 각 seed 영역을 중심으로 이웃영역들을 비슷한 속성을 갖는 seed 영역으로 병합시킨다.



(그림 9) 영역 병합과 제거

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

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

이웃한 영역의 seed 영역으로의 병합은 주요 관심영역의 바깥 경계와 닿거나 속해있는 비율을 판단하며 병합 과정을 위한 판별식은 식 (3)과 같다.

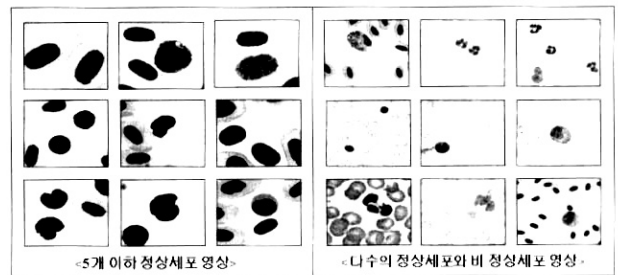
식(3)에서 BR_i 는 i 번째 비교영역의 집합, ROI_k 는 k 번째 seed 영역의 집합을 나타내고, P_m 은 집합 BR_i 와 집합 ROI_k 영역 중에서 상대적으로 크기가 작은 영역 집합을 나타낸다. 영역의 경계를 비교하는 $card(A)$ 는 집합 A에 포함된 영역의 원소 개수를 의미한다. 따라서 $Ob_{i,k}$ 는 k 번째 ROI_k 영역과 i 번째 영역의 포함 관계를 비율로 나타낸다. 즉 $Ob_{i,k}$ 가 1일 경우 BR_i 는 ROI_k 영역에 완전히 포함된 경우이고, 0일 경우 BR_i 는 ROI_k 영역의 외부에 위치하는 경우이다. 따라서 $Ob_{i,k}$ 는 다음 관계식 식(4)에 의해 병합 또는 제거된다. (그림 9)는 주요 관심영역과 인접 영역의 병합된 결과를 나타낸다. 이러한 과정은 더 이상 병합할 영역이 존재하지 않을 때까지 반복되며, 최종적으로 병합한 주요영역이 정의된 크기 이하일 경우에는 잡음 영역 혹은 배경영역으로 판단하여 배경으로 병합하게 된다.

$$\text{if } 0 < Ob_{i,k} \leq 1 \text{ Then } BR_i \subset ROI_k$$

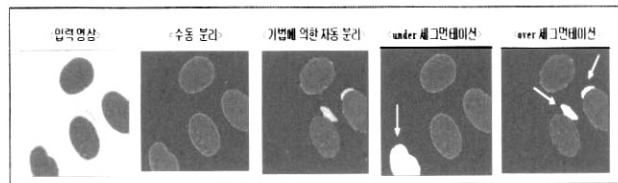
$$\text{else, } BR_i \subset \text{Background} \quad (식 4)$$

4. 실험 결과 및 분석

본 논문에서는 영상분할 실험을 위하여 식물 세포, 동물의 적혈구, 백혈구 및 조직 세포 등의 200개의 세포 영상을 사용하였다. 실험에서 사용된 200개의 영상은 (그림 10)과 같이 정상 세포의 개수가 5개 이하인 106개 영상과, 다수의 정상 세포와 1~3개의 이상 세포가 존재하는 94개의 영상으로 구성되어 있다. 제안된 기법에 의한 영상분할의 성능을 평가하기 위해서, 제안된 기법에 의해 추출된 관심영역을 Comanicu와 Meer[4]이 제안한 기법을 이용한 관심영역 분할 방법과 비교하였다. 이 방법에서 사용자는 초기 관심윈도우를 사용자가 수동으로 설정하도록 하고 있다. 제안 기법은 먼저 영상에 대해서 초기 관심 윈도우를 생성하고 퀴



(그림 10) 핵의 개수 및 이상세포 유무에 따른 세포영상 분류



(그림 11) under, over 분할의 평가

드-트리 분할을 통하여 적응적 관심윈도우를 추출하여 분할을 수행하였으며, 이를 비교기법을 적용한 결과와 비교하였다.

평가를 위해 각 기법의 영상분할 결과는 사람이 판단한 관심영역과 비교하여 (그림 11)과 같이 under 및 over 분할 오차 비율을 평가하였다.

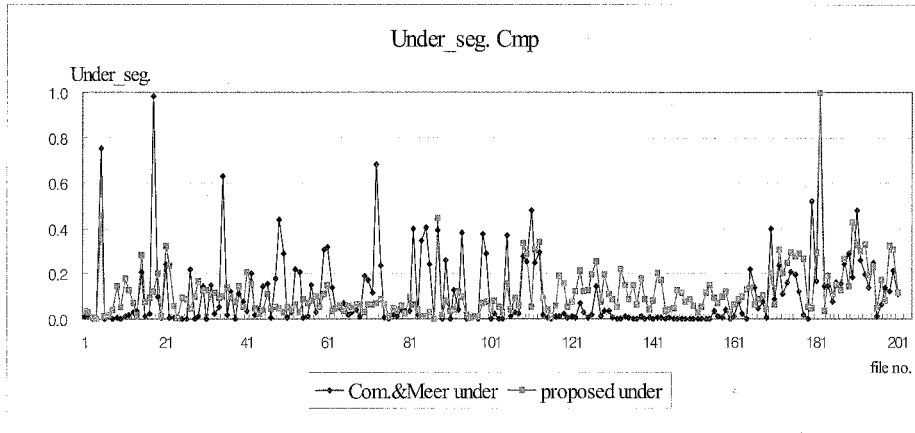
under 분할은 인간 시각으로 분리한 관심영역에 대해 각 기법이 분리하지 못한 영역의 비율을 나타내고, over 분할은 각 기법이 분리한 관심영역 중 인간 시각으로 분리한 관심영역이 아닌 오차 영역을 나타내며 각각의 오차율을 구하는 식은 식(5)과 같다.

$$S_U = \frac{M - (M \cap S)}{S_M}$$

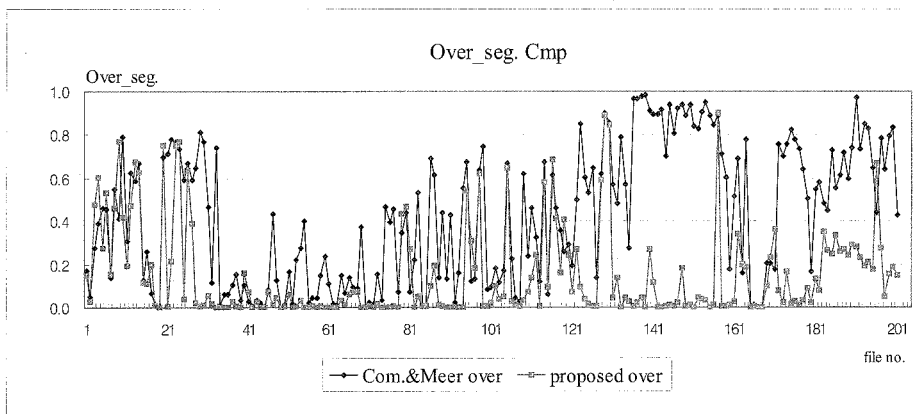
$$S_O = \frac{S - (M \cap S)}{S_S}$$

$$AVG_S = (1 - (S_U \oplus S_O)) \times 100 \quad (식 5)$$

M 과 S 는 각각 사람이 추출한 관심영역과 영상분할 기법에 의해 추출된 관심영역을 의미하고, S_M 과 S_S 는 추출된 관심영역의 전체 크기(pixel)이다. S_U 는 두 영역의 해당 좌표 픽셀을 비교하여 사람이 선택한 관심영역 중에서 기법에 의



(그림 12) 제안 기법과 Com.&Meer 기법의 under 분할 비율 비교



(그림 13) 제안 기법과 Com.&Meer 기법의 over 분할 비율 비교

하여 추출되지 못한 영역의 비율인 under 분할을 나타내고 S_o 는 두 영역의 해당하는 좌표 픽셀을 비교하여 기법에 의해 추출된 전체 관심영역 중에서 사람이 선택하지 않은 영역의 비율인 over 분할을 의미한다. 이 두 오차율을 이용하여 정확도를 백분율로 환산한 것이 AVG_S 이며 AVG_S 는 100에 가까울수록 적은 오차와 높은 정확도를 나타내고, 0에 가까울수록 큰 오차율과 낮은 분할 신뢰도를 나타낸다. 수행된 영상분할의 비교 실험 결과는 (그림 12)와 (그림 13)에 각각 나타난다. 제안 기법은 적응적 관심윈도우를 생성하지 않은 비교기법과 비교하여 (그림 12)와 같이 유사한 under 분할 비율을 가지는 반면, over segmentation의 오차 비율은 (그림 13)과 <표 1>의 결과와 같이 비교방법의 43.1%의 오차율에 비하여 훨씬 줄어든 14.8%의 오차율을 나타냈다.

오차율의 분석 결과, 적응적 관심윈도우를 생성하지 않은 비교기법은 관심영역을 분할 할 수는 있지만, 유사한 형태의 관심윈도우 내에서가 아닌 사용자가 지정한 사각의 윈도우를 대상으로 한 분할로 인해 (그림 13)과 같이 over 분할 오차를 크게 발생시켰으며, 주요 관심영역인 핵이 아닌 다수의 단편들을 만들어내었다. 또한 이러한 over 분할 오차는 다수의 정상세포와 이상세포가 존재하는 106~185번에

<표 1> 제안기법과 비교방법의 영상분할 성능 비교

Method	Under Seg.	Over Seg.	Average Seg.
Com.&Meer 방법	0.109	0.431	46.0 (%)
AAW를 이용한 제안방법	0.116	0.148	73.6 (%)

<표 2> 제안기법의 핵 추출 개수 비교

Method	no.of nuclei	no.of abnormal nuclei
수작업으로 추출한 ROI	829	122
Com.&Meer 방법	475	74
AAW를 이용한 제안 방법	703	108

걸친 영상의 경우, 영상 크기와 거의 비슷한 윈도우의 설정으로 인해 오차율이 더욱 크게 나타났다.

그러나 제안하는 기법은 먼저 관심영역을 포함하고 있는 적응적 관심윈도우를 추출한 뒤, 추출된 영역 내에서 분할을 수행함으로써 적응적 관심윈도우를 생성하지 않은 비교기법에 비하여 단편들로 인한 over 분할 오류를 약 2.9 배로 크게 감소시켰고, 정확도 AVG_S 도 약 1.6배 높게 나타났다.

다음으로 임상 진단을 위한 자동적인 보조 진단 시스템의 구성으로서 제안기법의 적용 가능성을 알아보기 위하여, 각각의 기법을 통해 분할된 영역의 중요도를 사람이 평가한 주요 영역과 비교하였다. 평가를 위해 200개 실험 영상에 존재하는 핵의 개수와, 다수의 정상 세포와 이상세포가 포함된 95개의 영상에서 분리된 이상세포의 핵의 개수를 비교하였다. <표 2>는 사람이 주관적으로 선별하여 분할한 200개 영상의 전체 세포핵의 개수와 추출된 이상 세포핵의 개수를 적응적 관심윈도우를 생성하지 않은 비교기법과 제안기법에 의해 분리된 세포핵의 개수와 추출된 이상 세포핵의 개수를 비교한 것이다. 적응적 관심윈도우를 생성하지 않은 비교기법에 의한 관심영역 추출은 over 분할을 많이 발생시키기 때문에 정밀하게 이상세포를 분리하지 못하며 <표 2>의 결과와 같이 상당히 낮은 핵 추출 결과를 보였다. 또한 122개의 이상세포에 대해서도 74개만을 검출함으로써 전반적인 이상세포의 추출 비율이 낮다. 그러나 제안된 기법은 전체 세포핵의 개수와 비교하여 703개로서 더 많은 핵을 추출한 것을 알 수 있으며, 이상세포들에 대해서도 108개를 검출함으로써 약 89%의 근접한 핵 추출 비율을 나타낸 것을 확인할 수 있다.

세포핵이나 이상세포의 핵은 염색 물질에 의해 명암지도의 대비가 전체 평균적인 값보다 큰 특징을 가지고 있다. 때문에 초기 관심윈도우 안에서 정상세포의 명암지도 평균값과 상이한 명암대비 값을 가진 이상 세포가 존재하는 영역으로 분할하여 적응적 관심영역을 생성하고, 정밀한 영상 분할을 수행함으로써 이상 세포의 핵을 효과적으로 추출할 수 있었다. 실험에서 보는 바와 같이 제안된 기법은 다수의 정상 세포에 존재하는 이상세포를 효과적으로 감지하여 임상 진단의 보조적 기법으로서의 사용 가능성을 보여준다.

5. 결 론

본 논문에서는 유사 영상 검색과 임상 진단을 위한 영상 분석 알고리즘으로써, 적응적 관심윈도우 기반의 세포영상 분할 기법을 제안하였다. 제안된 기법은 추출된 적응적 관심윈도우에 대해서만 분할을 수행함으로써 영상 처리 시간을 단축시킬 수 있을 뿐만 아니라, 보다 정밀한 관심영역을 추출할 수 있다. 수행된 실험에서 제안된 방식은 세포 영상에서 관심영역들을 정밀하게 추출함으로써 향상된 영상분할 결과를 보여주었으며, 이상 세포의 효과적인 추출로 보조 진단으로서의 응용 가능성을 나타내었다.

향후 제안된 기법은 관심영역의 특징과 환자의 데이터 등의 다양한 정보를 조합하여 특징벡터를 생성하고, 유사영상을 검색하는 의료 영상 검색 시스템 구현에 이용될 것이다. 나아가 추출된 정보를 결합하여 질병에 대한 진단을 자동적으로 결정하고, 진단에 대한 사용자 주관의 적합성 피드백이 가능하게 하여 보다 향상된 진단 보조 시스템으로 개발하고자 한다.

참 고 문 헌

- [1] Choi H-K, Hwang H-G, Kim M-K and Kim T-Y: "Design of the breast carcinoma cell bank system," Enterprise Networking and Computing in Healthcare Industry, pp.88-91, 2004.
- [2] Wong K-M, Cheung K-W and Po L-M. "MIRROR: an interactive content based image retrieval system," IEEE Int. Conf. on Circuits and Systems, Vol.2, pp.1541-1544, 2005.
- [3] Kuo P-J and Aoki, T., H. "PARIS: A Personal Archiving and Retrieving Image System," Information and Telecommunication Technologies, pp.122-125, 2005.
- [4] D. Comaniciu 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.
- [5] D. Comaniciu, D. Foran and P. Meer, "Shape-Based Image Indexing and Retrieval for Diagnostic Pathology Images," Int. Conf. on Pattern Recognition, Brisbane, Australia, pp.902-904, 1998.
- [6] D. Comaniciu, P. Meer, D. Foran and A. Medl, "Bimodal System for Interactive Indexing and Retrieval of Pathology Images," IEEE Workshop on Application of Comp. Vis., Princeton, New Jersey, pp.76-81, 1998.
- [7] S. -O. Ropers, A. A. Bell, T. Wurflinger, A. Bocking and D. Meyer-Ebrecht, "Automatic scene comparison and matching in multimodal cytopathological microscopic images," IEEE, Image Processing, Vol. 1, pp.1145-1148, 2005.
- [8] W. Barhoumi, E. Zagrouba, "Towards a Standard Approach for Medical Image Segmentation," ACS/IEEE, Int. Conf. Computer Systems and Applications, pp.130, 2005.
- [9] M. Tscherepanow, F. Zollner and F. Kummert, "Classification of segmented regions in brightfield microscope images," IEEE, Int. Conf. on Pattern Recognition, Vol. 3, pp.972-975, 2006.
- [10] 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.

- [11] Anil K. Jain, Fundamental of digital image processing, Practice Hall, International Edition, 1989.
- [12] L. Itti, C. Koach and E. Niebur, "A model of saliency-based visual attention for rapid scene analysis," IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence. Vol. 20, No.11, pp.1254-1259, 1998.
- [13] 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, Vol. 7, No. 1, pp.105-113, 2005.



서 미 숙

e-mail : forever1004@kmu.ac.kr
 2002년 계명대학교 컴퓨터공학(학사)
 2006년 계명대학교 컴퓨터공학(석사)
 관심분야 : 내용기반 영상검색



고 병 철

e-mail : niceko@kmu.ac.kr
 1998년 경기대학교 전자계산학(이학사)
 1998~2000년 연세대학교 컴퓨터과학
 (공학석사)
 2000~2004년 연세대학교 컴퓨터과학
 (공학박사)

2004년 3월~2005년 8월 삼성전자 통신 연구소 책임연구원
 2005년 9월~현재 계명대학교 컴퓨터공학과 전임강사
 관심분야 : 내용기반 영상검색, 컴퓨터 비전 및 패턴인식



남 재 열

e-mail : jynam@kmu.ac.kr
 1983년 경북대학교 전자공학(공학사)
 1985년 경북대학교 전자공학(공학석사)
 1991년 University of Texas at Arlington
 전기공학(공학박사)
 1985년 5월~1987년 7월 한국전자통신

연구소 연구원

1991년 9월~1995년 2월 한국전자통신연구소 선임연구원
 2007년 3월~현재 계명대학교 컴퓨터공학과 교수
 관심분야 : 영상압축, 영상통신, 멀티미디어 시스템