

# Image Edge Detection Technique for Pathological Information System

Xie Xiao<sup>†</sup> · Sangyoon Oh<sup>\*\*</sup>

## ABSTRACT

Thousands of pathological images are produced daily per hospital and they are stored and managed by a pathology information system (PIS). Since image edge detection is one of fundamental analysis tools for pathological images, many researches are targeted to improve accuracy and performance of image edge detection algorithm of HIS. In this paper, we propose a novel image edge detection method. It is based on Canny algorithm with adaptive threshold configuration. It also uses a dividing ruler to configure the two threshold instead of whole image to improve the detection ratio of ruler itself. To verify the effectiveness of our proposed method, we conducted empirical experiments with real pathological images (randomly selected image group, image group that was unable to detect by conventional methods, and added noise image group). The results shows that our proposed method outperforms and better detects compare to the conventional method.

**Keywords :** Pathological Information System, Image Edge Detection, Digital Gross Photography System, Canny Algorithm

# 병리 정보 시스템을 위한 이미지 외곽선 추출 기법 연구

Xie Xiao<sup>†</sup> · 오 상 윤<sup>\*\*</sup>

## 요 약

병리 정보시스템(Pathological Information System: PIS)은 매일 수천 장씩 생산되는 환자 병리 이미지를 관리하는데 활용되고 있으며, 이 이미지 정보들을 어떻게 효과적으로 처리할 것인지는 병리 정보 처리에 있어서 중요한 연구 과제 중 하나이다. 이미지의 외곽선을 추출하는 것은 병리 이미지 처리에 있어 가장 중요한 작업이지만 현재 사용되는 알고리즘은 정확도에 있어 많은 개선점을 가지므로, 본 논문에서는 이미지의 외곽선 검출에 있어서 기존의 Canny 알고리즘의 원리를 바탕으로 적응적 임계값 설정이 가능하며 눈금자를 임계값 설정의 기준으로 삼는 방식을 제안하여 기존 외곽선 추출 방식보다 정확한 방식을 제안한다. 제안 방식은 기존 방식과의 비교실험을 통해 성능을 검증하였으며, 이 실험에서는 임의로 선정된 병리 이미지 군, 기존 방식으로는 식별이 제한되었던 병리 이미지 군 및 의도적으로 노이즈를 추가한 이미지 군을 대상으로 실험하였고, 실험 결과를 비교하여 제안하는 이미지 외곽선 식별 방식의 향상된 성능을 증명했다.

**키워드 :** 병리 정보 시스템, 이미지 외곽선 추출, 육안 조직 촬영 시스템, Canny 알고리즘

## 1. 서 론

컴퓨터 기술을 활용한 병원 디지털화가 확대됨에 따라 국내외 대형 종합병원에는 영상의 보관 및 교환을 위해 PACS(Picture Archiving and Communication Systems) 시스템을 확보하여 적극적으로 활용하고 있으며, 표준화된 병리표본 검사 과정의 적용을 통해 조직 검사의 효율성을 향상시키는 것을 목표로 하는 병리 정보 시스템(Pathology

Information System, PIS) 또한 보편적으로 활용되고 있다 [1-3]. 최근 병리 정보 시스템의 효율성과 정확성을 향상시키기 위한 연구가 활발히 진행되고 있으며, 특별히 병리 정보 시스템에서 gross image의 촬영, 관리, 편집 등의 기능을 수행하는 육안 조직 촬영 시스템인 DGPS(Digital Gross Photography System)[7]에서 사용 중인 이미지 처리 알고리즘에 대해 낮은 이미지 인식률과 인식 처리속도를 개선하기 위한 연구와 응용이 진행되고 있다.

병리 이미지 처리 방식은 병리 업무가 가지고 있는 특수한 환경을 고려하여 이미지를 식별하고 분석하는 과정을 포함하며, 이미지 식별은 이미지 상의 외곽선을 인식하여 이미지 내에 존재하는 물체의 윤곽을 추적, 목표 물체를 식별하고 이를 바탕으로 분석을 진행하게 해준다. 외곽선 식별과 분석은 병리 이미지를 분석하는데 매우 중요한 요소들로

\* 본 논문은 정부(교육부)재원으로 지원된 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(NRF-2015R1D1A1A01059557).

<sup>†</sup> 준 회 원 : 아주대학교 컴퓨터공학과 석사과정

<sup>\*\*</sup> 종신회원 : 아주대학교 소프트웨어학과 교수

Manuscript Received : December 16, 2015

First Revision : June 15, 2016

Accepted : June 30, 2016

\* Corresponding Author : Sangyoon Oh(syoh@ajou.ac.kr)

서[4] 연구가 활발히 이루어지고 있지만, 병리 이미지에 특화된 측정 목표와 환경 등에 대한 차별화가 이루어져야 하므로 기존 연구 결과의 적용이 어려워 아직 충분한 연구가 이루어지지 않은 실정이다.

이에 본 논문에서는 보다 정확하고 효과적인 병리 이미지 외곽선 추출 방식을 제안하기 위해 여러 이미지 인식 알고리즘들의 장·단점을 분석하였으며, 병리 이미지 처리 환경을 고려하는 경우 가장 보편적으로 활용되고 있는 Sobel 알고리즘과 그리고 이를 개선한 Laplace 알고리즘 대비 임계치 설정이 가능한 Canny 알고리즘을 병리 이미지 외곽선 추출에 적합한 알고리즘으로 제안한다. 또한 Canny 알고리즘에서 나타나는 비적응적인 임계값 결정 문제를 보완하고 병리 이미지 분석에 필수적인 단위값(Unit Value)의 동시 인식을 위해 Canny 알고리즘의 적응형 설정(Adaptive Configuration)과 함께 임계값의 눈금선 기준 제안을 포함하는 새로운 외곽선 추출 방식을 제안한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 이미지 외곽선 검출 관련 연구와 현재 활용되고 있는 기존의 외곽선 추출 알고리즘들을 설명하고, 3장에서는 기존 외곽선 추출 알고리즘을 병리 이미지 분석에 적용할 경우의 장단점에 대해 분석 및 비교한다. 4장에서는 제안하는 Canny 알고리즘에 기반을 둔 병리 이미지 외곽선 추출 방식을 제시한다. 5장에서는 실험을 통해 본 논문에서 제안하는 기능에 대한 성능 평가 결과를 제시하고, 6장에서 결론을 맺는다.

## 2. 관련 연구

### 2.1 이미지 외곽선 검출 개념 및 관련 연구

이미지의 외곽선(목표 물체의 윤곽)은 이미지의 기본적인 특징 중 하나로, 일반적으로 사람은 외곽선을 통해 그 물체가 무엇인지 쉽게 알 수 있다. 방향과 모양, 그 외 모호적인 특징에 대한 다양한 정보를 외곽선을 통해 얻을 수 있으므로 외곽선은 이미지 인식에 있어 중요한 특징이라 할 수 있다[5].

효과적인 외곽선 처리를 위해서는 다음과 같은 점이 고려되어야 한다. 첫째, 이미지특징 변화의 형식 검출을 확인하고 이미지에 따라 가장 적합한 변화 검출 방법을 선택적으로 적용해야 한다. 둘째, 명확한 특성 변화는 항상 규칙적인 공간 제한 내에서 발생하기 때문에 맹목적으로 단일한 알고리즘을 통해 모든 이미지의 특징 검출 계산을 하는 것은 좋지 결과를 도출하지 못한다. 셋째, 노이즈의 영향을 고려하여야 한다. 노이즈를 걸러내는 것에는 한계가 있으므로, 신호에 대해 이미지 구역 모델링과 통계신호 분석, 파라미터화 된 검출들을 추가 조건으로 적용해야 한다. 넷째, 위에 제안된 방법들과 다른 각종 방법을 조합하여 사용하는 것도 고려하여야 한다[7]. 외곽선을 찾아내기 이전과 마찬가지로, 이후에도 부분적인 함수 적용 등을 통해 매우 정확한 외곽선 위치를 얻을 수 있다. 일반적인 외곽선 검출 방법은 항상 단속적이고 완전하지 못한 구조 정보만을 검출하며, 노이즈에 대해서도 민감하다. 따라서 노이즈를 효과적으로 억

제하기 위해서는 일반적으로 최초의 사진을 평탄하게 하고, 다시 외곽선 검출을 수행하여 성공적으로 정확한 이미지를 검출할 수 있다.

현재 외곽선 검출 방식은 두 가지 큰 분류로 나뉜다. 고정된 국부 계산법에 근거하여 미분법, Fitting process에 기초하는 방법은 고전적인 외곽선 검출 계산법에 속한다. 또 다른 방식은 에너지 최소화 규칙을 이용하여 전체 국면에서 검출하는 것이다. 이 방식은 문제의 분석에 엄격한 수학적 방법을 적용하는 것이 특징으로, 외곽선 검출에서 가장 우수한 결과를 구할 수 있다. 전체 국면에서는 완화 기법(Relaxation Method), 신경 회로망(Neural Network)이 가장 우수한 외곽선을 얻을 수 있다[8].

전형적인 외곽선 검출 방법은 미처리(unrecognized) 이미지에서 각 화소의 주변에 대한 외곽선 검출 알고리즘을 적용한다. 현재 주로 사용되는 외곽선 검출방법으로는 Sobel 알고리즘, Canny 알고리즘, Laplace 알고리즘 등이 있다.

### 2.2 Sobel 알고리즘

Sobel 연산자는 대표적인 이미지 외곽선 검출을 위한 1차 미분 연산자로 가우스 스무싱과 미분 도함수를 결합하여 이미지의 그레이스케일로부터 이미지 강도의 경사도를 추정한다. 이미지의 임의의 점에서 이 연산자를 사용하면, 그와 대응되는 경사도 벡터를 계산할 수 있다. Sobel 연산자는 수평 변화와 수직변화를 탐지하기 위하여 두 개의 마스크를 사용하여, 이미지에서 특정 지점 부근의 변화가 클 때 해당 영역을 경계로 간주한다[9].

예를 들어, 가상의 이미지 Z가 있으며 이미지 Z 내에서 임의의 점 (x, y)가 있다고 가정한다. 이 때 점 (x, y)에서 x의 수평변화 Gx는 홀수크기의 커널로, 이미지 Z를 이용하여 콘볼루션(convolution)을 수행한다. 예를 들어, 커널의 크기가 3인 경우, Gx는 Equation (1)로 구할 수 있다.

$$G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & +1 \\ -2 & 0 & +2 \\ -1 & 0 & +1 \end{bmatrix} * I \quad (1)$$

점 (x, y)에서 y의 수평변화 Gy 또한 홀수크기의 커널로, 이미지 Z를 이용하여 콘볼루션을 수행한다. 커널 크기가 3인 경우, Gy는 Equation (2)로 구할 수 있다.

$$G_y = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ +1 & +2 & +1 \end{bmatrix} * I \quad (2)$$

해당 이미지에서 계산한 Gx와 Gy에 기반하였을 때, 경사도(the magnitude of the gradient) G는 Equation (3)과 같다.

$$G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \quad (3)$$

### 2.3 Laplace 알고리즘

1차 미분에 기반을 둔 Sobel 알고리즘은 경사도  $G$  값이 임계값보다 크면 외곽선으로 간주하므로 과도하게 많은 외곽선을 탐지한다는 단점이 있다. 이를 보완하기 위해 2차 미분 연산자를 사용하여 지역 최대점(local maxima)를 발견하고 이를 외곽선으로 간주하는 방법들이 제안되었다. Laplacian 연산자는 대표적인  $n$ 차 유클리드 공간의 2차 미분 연산자로 경사도와 분산도를 정의하는 데에 사용될 수 있다. 만약 임의의 식  $f$ 가 2차로 미분 가능한 실함수라면,  $f$ 의 라플라스 연산자는 Equation (4)와 같이 정의한다[10].

$$Laplace(f) = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} \quad (4)$$

Laplace 연산자는 기존 Sobel 연산자를 이용하여 2차 도함수를 경계검출의 진행에 사용한다.

### 2.4 Canny 알고리즘

Canny 경계 검출 연산자는 John F. Canny가 1986년에 개발하여 발표한 다단계 경계 검출 계산법 중 하나이다[11]. Canny 알고리즘은 1) 정확한 외곽선 탐지, 2) 검출된 외곽선의 높은 위치 정확성, 3) 검출된 외곽선들은 실제 외곽선을 중복 검출하지 않도록 하는 조건들을 만족하는 최적의 외곽선 검출방법을 찾는 것을 목표로 한다.

이것들을 만족시키기 위해 Canny는 한 가지 특정한 기능을 만족하는 함수를 찾는 방법을 필요로 한다. Canny 알고리즘은 네 가지 지수함수 항을 사용하지만 가우스 함수의 1차 도함수와 매우 비슷한 것으로 표현된다. Canny 알고리즘은 다음과 같은 5가지 단계를 거친다[11].

1. Smoothing: 이미지를 흐릿하게 하여 노이즈를 제거한다. 노이즈 제거를 위해 입력된 이미지에 가우스 스무싱 필터를 적용한다. 예를 들면, 표준편차가 1.4일 때의 가우스 필터 커널은 Equation (5)와 같이 정의된다.

$$K = \frac{1}{159} \begin{bmatrix} 2 & 4 & 5 & 4 & 2 \\ 4 & 9 & 12 & 9 & 4 \\ 5 & 12 & 15 & 12 & 5 \\ 4 & 9 & 12 & 9 & 4 \\ 2 & 4 & 5 & 4 & 2 \end{bmatrix} \quad (5)$$

2. Finding gradients: 이미지에서 큰 폭의 경사도를 가지는 부분들을 경계로 표기하기 위해, Sobel 연산자를 사용하여 필터링을 거친, 이미지 내 각 픽셀의 경사도 방향과 폭을 계산한다. 이 때, 픽셀의 경사도  $G_x$ 와  $G_y$ 에 사용되는 커널  $K_{GX}$ 와  $K_{GY}$ 는 다음과 같다.

$$K_{GX} = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}, K_{GY} = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix} \quad (6)$$

이를 통해 계산한  $G_x$ 와  $G_y$ 를 이용하여 경사도 폭을 계산한다. Equation (7)은 피타고라스 법칙을 적용한 유클리드 거리를 이용하여 경사도 폭  $G$ 를 계산한다.

$$G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \theta = \arctan\left(\frac{G_y}{G_x}\right) \quad (7)$$

3. Non-maximum suppression: 식별한 경계들 중 지역 최대값(Local maxima)만을 경계로 표기한다. 지역 최대값을 제외한 나머지 값을 모두 억제하기 위해, 비경계화소에 해당하는 지역 최대값이 아닌 경계는 모두 제거한다. 각 픽셀에 대하여 다음과 같은 과정을 수행한다.
  - ① 경사도 방향을 인접 픽셀을 향한 8가지 방향 중 하나로 조정한다.
  - ② 현재 픽셀의 경계선 강도를 정방향과 역방향의 픽셀과 비교한다.
  - ③ 만약 현재 픽셀이 가장 강도가 높은 경우 경계 강도를 유지하며 그렇지 않은 경우 그 값을 제거한다.
4. Double thresholding: 임계값을 이용하여 후보 경계들을 결정한다. 각 경계에 대해 이중 역치를 적용하기 위해 각 경계 픽셀에 대해 다음과 같은 과정을 수행한다.
  - ① 만약 픽셀의 경사도 폭이 상위 역치를 초과한다면, 화소는 경계화소로서 보존되며, *strong*으로 표기한다.
  - ② 만약 픽셀의 경사도 폭이 하위 역치보다 낮은 경우, 경계에서 제거된다.
  - ③ 만약 픽셀의 경사도 폭이 두 역치 사이에 있는 경우 *weak*으로 표기하며 이후의 과정에서 *strong* 경계화소와 연결되지 않는 경우 제거된다.
5. Edge tracking by hysteresis: 매우 확실한 경계에 연결되어 있지 않은 경계들을 제거하여 최종 경계들을 결정한다.

## 3. 병리 이미지 처리에의 적용을 위한 외곽선 추출 알고리즘 분석 및 비교

병리 이미지는 목표 물체 이외의 노이즈가 이미지 상에 섞여 있는 경우가 빈번하고, 의료 분야 특성상 목표 사물을 매우 정확하게 인식해야 한다는 특징이 있다. 본 장에서는 노이즈가 섞인 병리 이미지 데이터의 외곽선 추출 과정의 정확도를 높일 수 있는 외곽선 추출 알고리즘을 선별하기 위해 이미지 외곽선 추출에 사용되는 알고리즘들의 원리와 특징을 분석하고 비교한다.

### 3.1 Sobel 알고리즘

Sobel 알고리즘은 픽셀의 위와 아래, 좌와 우 근처점의 그레이 스케일 가중치법을 이용하여 외곽선검출을 진행한다.

Sobel 알고리즘은 외곽선 검출 결과가 우수할 뿐 아니라, 외곽선 검출의 중점을 마스크를 중심으로 대상 픽셀과 가까운 픽셀에 두기 때문에 노이즈의 영향을 비교적 덜 받는다고 보고되고 있다[12]. 그러나 마스크의 크기가 커질수록 노이즈 영향을 줄일 수 있으나, 이로 인해 외곽선 추출을 위한 계산량이 증가할 뿐만 아니라 추출된 외곽선 역시 두께가 굵어지게 된다[13].

Sobel 알고리즘을 병리 이미지에 적용할 경우, 노이즈에 대한 평활 효과가 있기 때문에 정확한 외곽선 방향 정보를 제공할 수 있지만 가짜 외곽선 역시 많이 검출되기 때문에 전체적인 외곽선 배치 정확도가 낮아진다.

Fig. 1은 Sobel 알고리즘을 사용하여 처리한 이미지를 보여준다. 외곽선 추출의 정확도의 요구가 높지 않은 경우, Sobel 알고리즘을 사용하는 것을 고려할 수 있다. 그러나 병리 이미지의 처리의 경우 이미지에 오물이 묻은 경우가 빈번히 발생하고 이러한 경우에도 높은 외곽선 추출의 정확도를 요구하므로 병리 이미지의 외곽선 추출에 노이즈 처리에 취약한 Sobel 알고리즘은 적합하지 않다.

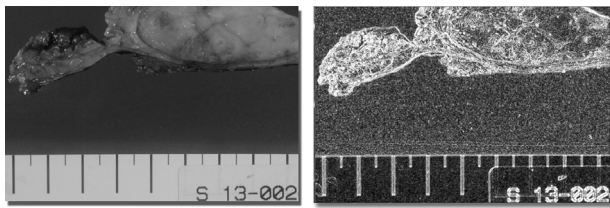


Fig. 1. Image Edge Detection Using Sobel Algorithm

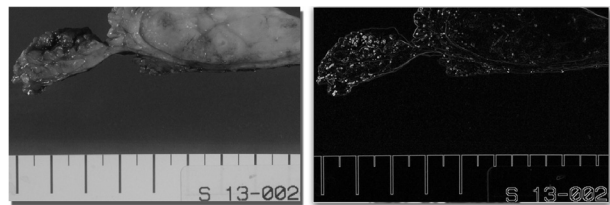


Fig. 2. Image Edge Detection Using Laplace Algorithm

### 3.2 Laplace 알고리즘

Laplacian 함수는 실제로는 Sobel 알고리즘을 이용하여 계산한다. Sobel 알고리즘 계산을 통해 이미지의 x 방향 및 y 방향 함수를 구하여 입력한 이미지의 Laplacian 변화의 값을 얻는다. Gaussian와 Laplace sharpening을 결합시켜 먼저 노이즈에 대한 스무싱을 진행한 뒤, 다시 외곽선 검출을 하여 더욱 좋은 결과를 얻을 수 있다. Fig. 2는 Laplace 알고리즘을 적용하여 처리한 이미지를 나타낸 것이다.

Laplace 알고리즘의 특징은 등방성, 선형과 변위의 불변성, 가는 선과 고립점의 검출효과가 우수하다는 것이다. 그러나 Laplace알고리즘은 두 가지 단점이 있다. 첫째, 외곽선 방향 정보를 잃는다는 점이다. 둘째, Laplace는 2차 미분함수 때문에 1차 미분함수가 포함된 Sobel 알고리즘과 비교했을 때 이미지 중 노이즈 영향이 두 배로 증가한다. 이에 따

라 일부는 외곽선을 잃고, 일부는 외곽선은 단절된다. 그러므로 실제 사용 시 사전에 이미지를 필터링하는 추가적인 과정이 요구된다. 이와 같은 이유로 이미지에 노이즈가 포함될 확률이 높고 시료에 대한 정확한 외곽선 추출이 요구되는 병리 이미지 처리에 적합하지 않다.

### 3.3 Canny 알고리즘

Canny 선형알고리즘은 정확한 외곽선 탐지, 검출된 외곽선의 높은 위치 정확성, 검출된 외곽선들은 실제 외곽선을 중복 검출하지 않도록 하는 조건들을 만족하는 최적의 외곽선을 발견하는 것을 목표로 설계되었다. 따라서 노이즈 저항과 정확한 경계 검출이라는 두 조건을 만족시키는 우수한 결과를 제공할 수 있어서, 노이즈가 섞이기 쉽고 목표 사물 인식 후 분석 작업을 위해 매우 정확한 경계 검출을 요구하는 병리 이미지 외곽선 추출에 적합하다. Fig. 3은 이러한 Canny 알고리즘을 사용하여 처리한 병리 이미지를 나타낸 것이다.

하지만 일반적인 Canny 알고리즘의 상위 및 하위 임계값 매개변수는 자동화가 이루어지지 않아 수동적으로 설정하여 사용하게 되는데, 설정된 임계값이 지나치게 낮은 경우 노이즈의 영향을 받기 쉬우며, 그 반대의 경우 중요한 외곽선 정보를 잃어버릴 수 있다. 따라서 임계값의 조정은 외곽선 검출의 결과에 커다란 영향을 미치게 된다.

실제 병리 이미지 데이터 분석 상황에서 서로 다른 이미지에서 외곽선 검출에 효과적인 임계값은 각각 다를 수 있으므로 적절한 역치 값 설정 없이 기존의 Canny 알고리즘을 사용하면 외곽선이 잘못 검출되거나 정확한 외곽선의 일부를 잃을 수 있다. 그에 따라 중요한 외곽선 세부사항이 '대비도 부족' 때문에 모호해지고 약해지며, 이는 외곽선 검출결과에 영향을 미칠 수 있다. 따라서 Canny 알고리즘을 병리 이미지 데이터 외곽선 추출에 적용하려면 수동적 임계값 설정 부분에 대한 보완이 필요하다.

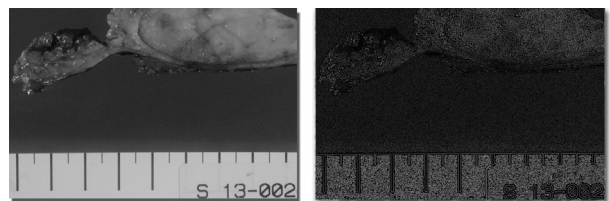


Fig. 3. Image Edge Detection Using Canny Algorithm

## 4. 병리 이미지 분석을 위한 Canny 알고리즘 기반의 적응형 눈금자 기준 임계치 설정 기법

DGPS시스템에서 사용하는 소프트웨어가 병리 이미지의 특성을 고려하지 않은 일반적인 이미지 분석 알고리즘을 그대로 사용하여 이미지 외곽선 인식을 진행하게 되면, 이미지 상의 노이즈에 대한 영향을 많이 받거나 인식된 경계 위



치가 불확실하여 사진을 성공적으로 식별하지 못하는 문제가 빈번하게 발생하게 된다. 본 장에서는 기존 병리 이미지 처리 방식의 문제점을 제시하고, 이를 보완하여 병리 이미지 외곽선을 보다 정확하게 추출하기 위한 Canny 알고리즘 기반 눈금자 기준 적응형 임계치 설정 방식을 제안한다.

4.1 기존 DGPS 눈금자 추출 방식의 문제점

병리 이미지의 하단에 위치하는 눈금자는 병리 조직의 실제 크기를 추정하는 데에 사용되며, 이 병리 이미지 외곽선 추출에서 이 눈금자 외곽선의 추출 또한 성공적인 외곽선 추출의 기준이 된다. 병리 이미지 외곽선 추출을 성공적으로 자동화하기 위해서는 눈금자에서 1cm에 해당하는 픽셀 수를 구하여야 한다. 만약 이 과정에서 오류가 발생한다면 병리조직의 크기와 같이 이로써 추정할 수 있는 정보들의 신뢰도가 낮아지게 된다.

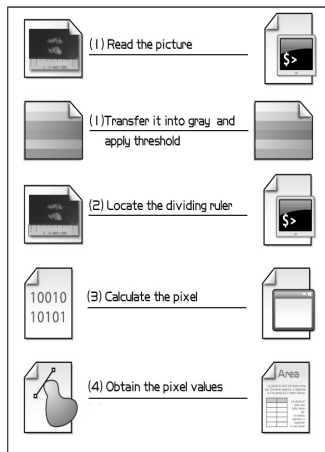


Fig. 4. Conventional Edge Detection Procedure of DGPS

기존 DGPS에서 1cm 눈금의 추출은 Fig. 4와 같은 방식으로 이루어지며 다음 네 가지 순서를 따른다.

- 1) 병리 이미지를 읽어 들이고, RGB 이미지를 회색조로 변환한다. 임계값을 적용하여 바이너리 이미지로 저장한다.
- 2) dividing ruler를 위치시킨다: 우선 이미지 하단에 위치한 dividing ruler가 유효한 범위를 측정하고 이미지 처리에 정해진 임계값(threshold)을 적용하여 dividing ruler의 유효한 범위의 절반을 측정한다.
- 3) 픽셀 폭을 계산한다: dividing ruler의 유효한 범위의 절반 내에서의 픽셀 값 변화를 탐지한다. 시작점과 끝점 픽셀의 X, Y 좌표를 식별한다. 이를 통해 해당 범위 내에서 픽셀의 폭을 계산한다.
- 4) 픽셀 값들을 얻는다: 이전 단계에서 얻은 1센티미터의 픽셀 값들과 측정 범위 내에서 X, Y 좌표값을 통해 픽셀 값들을 얻는다. 정확한 픽셀 값은 사이즈, 폭 등을 계산하거나 불규칙한 흔적들을 측정하는 데에 사용할 수 있다.

그러나 소개한 기존 방식은 다음과 같은 문제를 가진다. 첫째, 기존 방식은 고정된 임계값(threshold)값으로 이미지를 처리하기 때문에, 눈금자 구역의 경사도에 변화가 발생하여 병리 이미지 처리에 필수적인 눈금자 동시 인식에 실패하는 경우가 많다. 눈금자 부위에 오물 (예: 혈흔, 물때 등)이 묻는 경우를 예로 들 수 있는데, 이러한 상황은 직접적으로 인식률의 저하 및 오류율의 상승을 초래한다.

Fig. 5는 DGPS의 기존 외곽선 추출 알고리즘을 적용하였을 때, 눈금자에 대한 정상적인 식별에 실패한 사진이다. 해당 이미지에서 녹색 부분이 DGPS 시스템이 자동으로 1cm를 인식한 거리로, 녹색 선은 실제 눈금의 1cm와 길이가 매우 다르며 이미지 처리에 있어 오류가 발생한 것임을 알 수 있다. 이 경우, 병리 이미지 인식을 진행할 경우, 추정하는 병리조직의 크기 또한 실제와 달라진다.

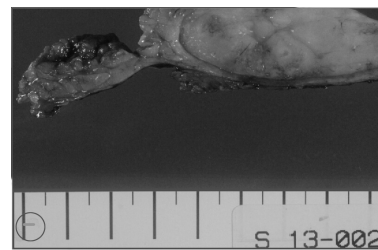


Fig. 5. An Example of Unrecognizable Pathologic Image by the Conventional Edge Detection Algorithm

둘째, 이미지처리 과정에서 기존에 사용하던 Soble 알고리즘의 이미지 경계의 중요성이 충분히 고려되지 않는 특성으로 인해, 다양한 경계 정보가 유실되고 그 이후의 연관된 이미지처리에 제약이 따르게 된다.

본 논문에서 제안하는 DGPS 외곽선 추출 알고리즘에서는 기존에 널리 사용되지 않았던 Canny 알고리즘의 문제점을 보완하여 적용하고 또한 적응적인 임계값 설정을 통해 상기 두 가지 문제점을 해결한다.

4.2 DGPS를 위한 Canny 알고리즘 기반의 눈금자 기준 적응형 임계치 설정 방법 제안

본 논문에서 제안하는 DGPS를 위한 외곽선 추출 방법은 Canny 알고리즘을 기반으로 하여 눈금선 기준과 자동화된 적응형 임계값 설정이라는 두 가지 새로운 개선점을 적용하였다.

먼저, 본 연구에서는 기존에 DGPS에서 사용되던 Sobel 알고리즘 대신에 Canny 알고리즘을 비교 분석을 통해 채택하였다. Canny 알고리즘은 경계 검출 측면에서 매우 좋은 효과를 보이고 있어서 경계 검출이 필요한 응용에 광범위하게 사용되고 있다. 또한 타 알고리즘에 비해 병리 이미지 처리 과정에서 환경 요소의 영향을 상대적으로 적게 받는 장점이 있다.

그러나 Canny 알고리즘은 계산된 픽셀 경사도 폭 값에 기반을 두어 확실한 경계들을 연결하여 최종 경계들을 결정하게 되는데, 이를 위해 두 개의 임계값을 사전에 정의해야 한다. 구체적으로, 픽셀의 경사도 폭 값을 평가하여 픽셀 경

사도 폭 값이 커 확실한 경계로 구분하기 위한 상위 임계값과 픽셀 경사도 값이 작아 후보 경계에서 제거하기 위한 하위 임계값을 미리 정의하여야 병리 이미지 하단의 눈금자에서 1cm를 정확하게 식별할 수 있다.

이 임계값들이 지나치게 낮은 경우 눈금자 사이 구간의 텍스처(texture)를 경계로 인식하기 때문에 정확한 1cm 단위를 인식할 수 없으며, 반대로 지나치게 높은 경우 눈금자를 나타내는 경계가 유실되므로 마찬가지로 정확한 1cm 단위 측정이 불가능하다. 또한, 처리되어야 하는 각 병리 이미지들은 평균 RGB값이나 RGB값의 분산이 서로 다르므로 두 개의 임계값을 획일적으로 정하여 일괄 적용할 경우 경계 인식의 정확도가 매우 떨어지게 된다. 따라서 Canny 알고리즘을 병리 이미지 처리에 사용할 경우, 두 개의 역치값에 대해 적응적으로 이미지마다 적정 임계값을 구하여 적용하는 방법이 필요하다.

본 연구에서는 각 입력 이미지마다 이미지 특성에 맞는 적정 임계값을 지정하기 위해 그레이스케일 최대값에 기반하여 적정 임계값을 적응적으로 구하는 방법을 적용하였다 [14]. 한 이미지의 픽셀 집합  $S$ 에서 그레이스케일 최대값을  $gs$ 라 하였을 때, 후보 경계들 중 Strong 경계를 판별하기 위한 상위 임계값  $Threshold_{high}$ 와 후보 경계들 중 제거 대상을 판별하기 위한 하위 임계값  $Threshold_{low}$ 는 각 이미지에 대해 다음과 같은 수식을 이용하여 평가한다.

$$Threshold_{high} = gs \times 0.8$$

$$Threshold_{low} = gs \times 0.4 \tag{9}$$

본 논문에서는 위의 수식을 이용하여 각 병리 이미지의 외곽선을 인식하기 위한 적응적 임계값 설정을 진행한다. 이와 함께 병리 이미지 상의 목표 물체의 크기를 정확하게 측정하기 위해 눈금자 기준 임계값 설정을 추가로 적용하여 이미지에서 사용된 눈금자의 눈금 단위를 측정한다.

병리 이미지는 조직과 함께 조직의 크기를 계산하기 위한 눈금자가 함께 촬영되어 있다. 병리 이미지에 Canny 알고리즘을 이용하여 조직의 이미지를 기준으로 임계값을 설정한 후 조직의 외곽선과 눈금자 외곽선을 동시에 추출하면, 외곽선 인식 정확도가 매우 떨어진다. 이에 본 연구에서는 병리 이미지 외곽선 인식을 위한 Canny 알고리즘의 임계값을 눈금자 이미지를 기준으로 정하는 방식을 제안한다.

병리과 이미지에서 이미지 분할로 얻은 눈금자 이미지 구역에서 각 눈금은 일반적으로 타 영역에 비해 매우 높은 그레이스케일 값을 가진다. 따라서 이를 기반으로 임계값을 설정한다면 타 영역을 제외한 눈금 영역의 경계선만을 취할 수 있다.

Fig. 6은 병리 이미지에 대한 설명한 제안 DGPS 병리 이미지 외곽선 추출 순서도를 나타낸다. 위 과정에서 Canny 계산법의 장점, 적응적 임계값 설정, 그리고 눈금자를 기준으로 하는 방식을 결합하여 병리 이미지 처리에서 발생하는 노이즈에 대해 효과적으로 대응하여 실제 응용에서도 좋은 효과를 얻을 수 있을 것으로 기대한다.

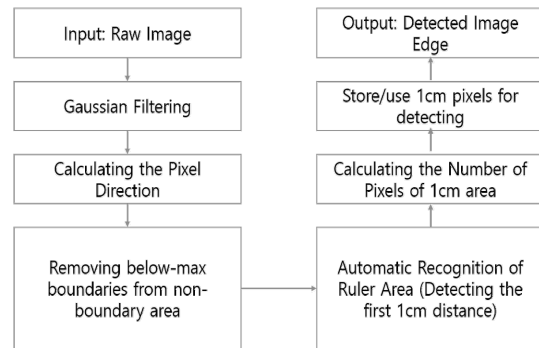


Fig. 6. Proposed Image Processing Scheme Pathologic Image Edge Detection

## 5. 성능 평가

### 5.1 성능 평가 환경

본 논문이 제시한 새로운 DGPS 병리 이미지 외곽선 추출 방식의 성능을 측정하기 위해, 기존 DGPS에서 사용되는 Sobel 기반의 이미지 외곽선 추출 방식과 제안 방식을 비교하는 실험을 진행하였다. 실험 데이터는 무작위로 선정한 일반 병리 이미지, 기존 알고리즘이 식별하는데 문제가 있던 병리 이미지들, 그리고 새로이 이미지 노이즈를 추가한 시험 이미지를 사용하였으며, 시스템의 분석 기능은 OpenCV와 C++로 구현하였다.

Table 1은 성능 평가에 사용된 실험 환경이다. 실험에서 사용된 병리 이미지들은 아주대학교 병리과와 Humintec[15]에서 학술용으로 제공받은 것이며, 실제 환자의 병리조직 이미지이다. 이미지에는 눈금선의 외곽선을 인식한 빨간색틀과 자동으로 인식한 1cm구역 녹색라인이 포함되어 있다.

Table 1. Experiment Settings

	Specification
CPU	Intel i7-3770 3.40GHz (4 Cores)
RAM	4 GB
OS	Microsoft Windows 7

### 5.2 성능 평가 결과

제안 방법의 성능 평가를 위해 본 논문이 제안한 Canny 알고리즘 기반의 적응형 임계값 설정 및 눈금선을 기준으로 하는 새로운 외곽선 추출 방법을 적용한 병리 이미지의 처리 결과 기존 Canny 알고리즘을 그대로 적용했을 때의 처리 결과와 비교하고, 제안한 변형된 Canny 알고리즘의 인식률을 기존 DGPS에서 사용하던 Sobel 기반 병리 이미지 인식률과 비교하였다.

외곽선 인식 성능 평가는 병리 이미지의 눈금자 구역에서 각 병리 조직의 크기 추정에 중요하게 사용되는 1cm 구간의 인식률(recognition rate)을 기준으로 진행되었다. 각 눈금자에서 1cm 구간 인식은 알고리즘으로 계산된 눈금자의

1cm 픽셀 값이 실제 눈금자의 간격과 일치하는 경우 인식이 성공한 것으로 간주한다. 반대로 눈금자를 인식하지 못하거나 실제 눈금자의 간격과 다른 경우 인식이 실패한 것으로 판단한다. 이를 기준으로 기존 방식과 제안 방식의 인식 성능을 비교 분석하였다.

Table 2. Pathologic Images used for Recognition Tests

	Randomly selected images	Unrecognized images with conventional method	Added noise images
Number of Images	50	30	20
Image size (byte)	2592x1728	2592x1728	2592x1728
File format	jpg	jpg	jpg

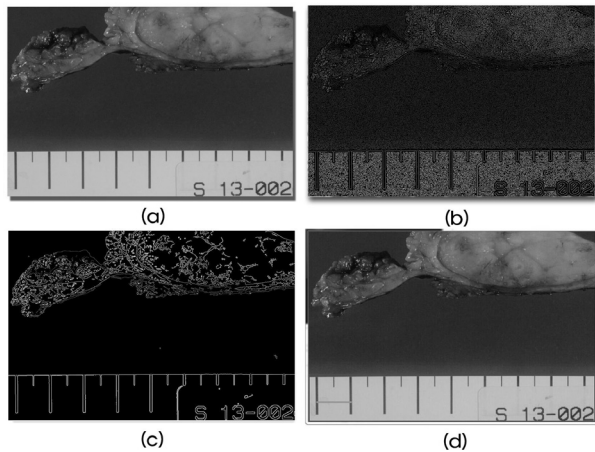


Fig. 7. Detected Image Edge Using Conventional Canny Algorithm (b) and Proposed Canny-based Algorithm (c, d) of Raw Image (a)

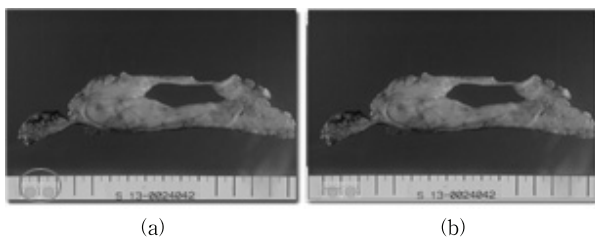


Fig. 8. An Example of Added Noise on Ruler Unit Area

실험에 사용된 이미지는 Table 2와 같으며, 무작위로 선정된 병리 이미지 50장과 기존 방식으로는 인식할 수 없는 이미지 30장, 의도적으로 노이즈를 추가한 이미지 20장, 총 100 장의 병리 이미지를 이용하여 진행하였다. Table 1과 같은 실험 환경에서 각각 30회 반복하여 이미지에서 눈금자를 추출하고 1cm 구간의 성공적인 인식 여부를 확인하였다.

Fig. 7에서 (a)는 원본 이미지이며, 이미지 (b)는 기존 Canny 알고리즘을 적용하였을 때 얻을 수 있는 이미지이다. 이 이미지는 외곽선의 정보를 최대한 손상 없이 보존하기

때문에 뚜렷하면서 연속적이며 이후의 추가적인 이미지 검출을 통해 보다 정확한 경계 검출을 가능하게 할 수 있다. Fig. 7(c)에서 제안하는 Canny 알고리즘 기반의 새로운 방식을 통해 처리된 것이다. 적응적인 임계값 조절과 눈금자를 임계값의 새로운 기준으로 하여 인식이 필요한 눈금자의 경계를 정확히 성공적으로 검출할 수 있었다. 외관상으로 눈금자의 각이 정확하게 보존되어 있으며, 외곽선 역시 선명하고, 주변의 노이즈도 성공적으로 필터링 되었다. 마지막으로, Fig. 7(c)의 눈금자 구역에서 눈금자의 1cm 구역을 식별하였으며 이는 Fig. 7(d)의 녹색 라인에 해당한다. 해당 이미지에서 우리는 새로운 DGPS시스템 이미지 식별 기능이 정확하게 눈금자 구역의 위치 및 눈금자구역 중의 1cm구역의 크기를 식별한 것을 확인할 수 있다.

또한 새로운 제안 방식의 식별능력 확인을 위해, Fig. 10과 같이 눈금자구역에 의도적으로 노이즈 이미지를 추가했다(Fig. 8 (a)). Fig. 8 (b)는 해당 이미지에서 눈금자의 1cm 구역을 측정한 결과로, 눈금자구역에 삽입된 노이즈(로고)의 영향을 받지 않고, 눈금자의 위치와 1cm 구역의 크기를 정확하게 식별할 수 있었음을 확인할 수 있었다.

Table 3은 실험사진의 종류별 식별율을 비교하여 나타낸다. 사진의 종류는 각각 무작위로 선택한 사진, 기존 방식으로는 인식할 수 없는 사진, 그리고 의도적으로 노이즈가 추가된 사진, 총 세 가지로 나누었다. 무작위로 선정한 병리사진을 사용한 실험에서는 기존 방식의 경우 총 50장 중 35장의 사진을 인식하여 70%의 식별율을 보였으며, 제안한 방식은 46장의 사진을 성공적으로 인식하여 92%의 식별율을 달성하여 기존 방식에 비해 약 30% 높은 식별 성능을 확인할 수 있었다.

Table 3. Recognition Rate Comparison Between Conventional and Proposed Edge Detection Schemes

	Current DGPS	Recognition rate	Proposed DGPS	Recognition rate
Randomly selected images	35/50	70%	46/50	92%
Unrecognized images	0/30	0%	25/30	83%
Added noise images	3/20	15%	15/20	75%

기존 방식으로는 식별하지 못했던(식별율 0%) 병리 사진들의 경우 새로 제안한 방식에서 30장 중 25장, 즉 83%의 인식률을 달성하였다. 마지막으로, 의도적으로 이미지 노이즈가 추가된 사진을 사용한 실험에서는 기존 방식의 경우 20장 중 3장을 성공적으로 인식(15%의 인식률)하였으며, 제안하는 DGPS는 이 실험에서 75% 인식률을 보여 기존 대비 500% 높은 인식률을 보였다.

## 6. 결론 및 향후 과제

컴퓨터와 디지털 기술은 빠른 속도로 발전하고 있으며, 의료 분야에 있어서도 이러한 기술이 적극적으로 활용되고

있다. 이 발전을 기반으로 디지털화된 병원이 증가하고 있으며, 이 병원들은 방대한 양의 디지털 이미지를 처리하고 있다. 하지만, 여기에서 처리하는 병리 이미지들은 일반적인 디지털 이미지와 상이한 특징을 가지고 있으며, 일반적인 디지털처리기술은 이러한 이미지 처리에 있어서 그 효과가 제한적이다. 이에 본 논문은 병리 정보 시스템 중 DGPS에 대한 이미지처리 알고리즘을 분석하고, Canny 알고리즘을 기반으로 새로운 DGPS 이미지인식기능을 제안하였다.

이를 위해 먼저 디지털 이미지 처리기술을 분석하고, 이미지 외곽선 검출영역의 개념과 알고리즘의 기초를 분석하였다. 이와 함께 기존의 알고리즘에 대한 장점·단점을 분석하고, 병리 이미지의 특수한 환경을 분석하여 샘플 수집 시 쉽게 오염되는 제한점을 식별하고 이를 해결하기 위한 Canny 알고리즘 기반의 새로운 외곽선 추출 방식을 제안하였다. 제안은 병리 이미지 분석을 위해 눈금자를 새로운 임계값 기준으로 삼고, 임계값도 능동적으로 설정하는 방식을 추가한 새로운 DGPS 이미지 인식 방안이다. 이 방법은 이미지 노이즈 제거에 효과적이어서, 병리 이미지의 식별율과 정확성을 향상시키게 되며, 이를 검증하기 위해 다양한 실험을 진행하여 이미지 식별 기능의 기존 대비 우수한 성능을 검증하였다.

본 논문에서의 연구 결과를 바탕으로 향후에 다음과 같은 연구를 진행하고자 한다. 제안된 Canny 알고리즘 기반의 외곽선 추출 방식은 기존의 Sobel에 비해 많은 연산량을 필요로 하므로 OpenCV를 GPU에서 실행하는 방식을 통해 이를 해결하는 연구와 인식불가 이미지에 대한 처리기능 적용 확대를 통해 인식 불가 이미지를 최소화하는 방안에 대한 연구가 추가되어야 할 것이다.

References

[1] Roger S. Riley, Jonathan M. Ben-Ezra, Davis Massey, Rodney L. Slyter, and Gina Romagnoli, "Digital Photography: A Primer for Pathologists," *Journal of Clinical Laboratory Analysis*, Vol.18, pp.91-128, 2004.

[2] Manal Y Gabril and George M Yousef, "Informatics for practicing anatomical pathologists: marking a new era in pathology practice," *Modern Pathology*, Vol.23, pp.349-358, 2010.

[3] Roger S. Riley, Jonathan M. Ben-Ezra, Davis Massey, Rodney L. Slyter, and Gina Romagnoli, "Digital Photography: A Primer for Pathologists," *Journal of Clinical Laboratory Analysis*, Vol.18, pp.91-128, 2004.

[4] Tony Lindeberg, "A computational theory of visual receptive fields," *Biol Cybern*, Vol.107, pp.589-635, 2013.

[5] Cemil Kirbas and Francis Quek, "A Review of Vessel Extraction Techniques and Algorithms," *ACM Computing Surveys*, Vol.36, No.2, pp.81-121. 2004.

[6] Cui Qi, "Digital Image Processing Technology," Electronic Industry Press, 1997.

[7] Rafael C. Gonzalrz and Richard E. Woods, "Digital Image Processing," Publishing House of Electronics Industry, 2007.

[8] Krystian Mikolajczyk and Cordelia Schmid, "Scale & Affine Invariant Interest Point Detectors," *International Journal of Computer Vision*, Vol.60, No.1, pp.63-86, 2004.

[9] Wang Wen-hu, "Integrated Method of Recognizing Huge Target," *Journal of Beijing Institute of Technology*, Vol.7, No.10, pp.423-428, 2001.

[10] Ron Kimmel and Alfred M. Bruckstein, "Regularized Laplacian Zero Crossings as Optimal Edge Integrators," *International Journal of Computer Vision*, Vol.53, No.3, pp.225-243, 2003.

[11] John Canny, "A Computational Approach to Edge Detection," *IEEE Trans, Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.8, No.6, pp.679-698, 1986.

[12] Tony Lindeberg, "Scale Selection Properties of Generalized Scale-Space Interest Point Detectors," *J Math Imaging Vis*, Vol.46, pp.177-210, 2013.

[13] Zhuhuang Zhou, Weiwei Wu, and Shuicai Wu et al., "Semi-automatic Breast Ultrasound Image Segmentation Based on Mean Shift and Graph Cuts," *Ultrasonic Imaging*, Vol.36, No.4. pp.256-276, 2014.

[14] Tang Lu-lu, Zhang Qi-can, and Hu Song, "An Improved Algorithm for Canny Edge Detection with Adaptive Threshold," *Opto-Electronic Engineering*, Vol.38, No.5, 2011.

[15] David G. Lowe, "Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints," *International Journal of Computer Vision*, Vol.60, Issue 2, pp.91-110, 2004.



Xie Xiao

e-mail : ronymz@naver.com  
 2013년 한림대학교 전자공학과(학사)  
 2013년~현 재 아주대학교 컴퓨터공학과 석사과정  
 관심분야 : 의료정보, 웹 프로그래밍



오 상 윤

e-mail : syoh@ajou.ac.kr  
 2006년 미국 인디애나대학교 컴퓨터공학과 (박사)  
 2006년~2007년 SK텔레콤  
 2007년~현 재 아주대학교 소프트웨어학과 교수

관심분야 : 분산/병렬 시스템, 고성능컴퓨팅, Large Scale Software System, Semantic Web