

## 식도염 진단을 위한 영상 판별분석

서광욱<sup>1</sup>, 이창우<sup>1</sup>, 김 웅<sup>1</sup>, 이소연<sup>2</sup>, 이대원<sup>1</sup>

<sup>1</sup>성균관대학교 바이오메카트로닉스학과  
<sup>2</sup>가톨릭대학교 성모병원 소화기 내과  
(2004년 8월 31일 접수, 2004년 12월 15일 채택)

## Image Discriminal Analysis for Detecting a Esophagitis

K. W. Seo<sup>1</sup>, C. W. Lee<sup>1</sup>, W. Kim<sup>1</sup>, S. Y. Lee<sup>2</sup>, D. W. Lee<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Department of Bio-Mechatronics, SungKyunKwan University  
<sup>2</sup>The Catholic University of Korea St. Mary's Hospital  
(Received August 31, 2004. Accepted December 15, 2004)

**요약** : 디지털 내시경 영상에서 식도염 등의 이상부위를 검출하기 위하여 임상 영상의 색상과 텍스처 인자에 대한 정보를 얻은 후 판별분석에 의해 영상의 이상부위를 인식할 수 있는 영상처리 알고리즘을 개발하였다. 이 알고리즘을 개발하기 위하여 여러 가지 영상처리 인자들 중에서 어떠한 인자들이 정상과 이상 부위를 구별할 수 있는 중요한 특징 인자가 되는지를 구명하였다. 이 특징 인자들을 이용하여 식도염의 중요한 진단 기준이라 할 수 있는 미란 및 궤양에 대한 검출을 수행하였다. 이를 검증하기 위하여 20개의 영상 이미지를 사용하였으며, 판별분석의 알고리즘을 사용할 때 보정단계와 검증단계의 성공률은 각각 92.8%와 92.4%를 나타내었다.

**Abstract** : An Image processing algorithm was developed and tested to detect abnormal parts, such as esophagitis, with the information on the color and the texture in a digital clinic endoscopic image by using discriminial analysis. In order to develop the algorithm, the critical parameters from many parameters were found to distinguish between normal and abnormal part in the various images. The Inflammation and ulceration which are very important diagnostic indexes were detected by the algorithm. The algorithm proved to a reliable program for detecting abnormal parts with 20 images. A success rate was 92.8% and 92.4% in the calibration stage and the validation stage by using the algorithm with discriminial analysis.

**Key words** : Endoscopic imaging, Texture segmentation, Abnormal detection, Esophagitis

## 서 론

위식도역류질환(GERD:Gastro-esophageal Reflux Disease)은 위산이나 위 내용물이 식도로 역류함으로써 임상 질환을 나타내거나 식도에 형태학적 변이를 일으키는 질환으로 식도염, 합병증 또는 그러한 증상들을 포함하는 광범위한 질환들을 의미한다[2].

GERD는 최근까지 서양의 질병이라는 의견이 지배적이었다. 하지만 우리나라도 식습관이 서구화되고 체형이 비대해짐에 따라 GERD증상을 가진 환자들이 계속 늘어나고 있다[1][3].

현재 내시경을 이용하여 GERD의 증상을 나타내는 미란의 존재 및 크기를 파악하는데는 의사가 직접 관찰하여

진단하는 방법이 사용되고 있다. 그러나 인간의 시각으로는 작은 병변들을 확인하는 데에는 한계가 있으며[8], 이로 인해 초기 질병을 간과하는 하는 경우가 발생하여 조기 진단에 어려움을 겪고 있는 실정이다[9].

GERD에서 미란 등의 이상 부위를 검출하기 위하여 여러 가지 방법이 제시되고 있다. Zheng 등은 인간의 병변이 매우 가변적인 요소를 가지기 때문에 이상 부위를 검출하는 데에는 한 가지 기술로는 매우 힘들고 여러 가지 기술들을 혼합하는 것이 가장 효과적인 방법이라 하였다[5]. 또한, Wang등은 내시경 영상을 여러 영역으로 나누는 LBP(Local Binary Pattern)기법을 사용하여 학습 및 검증을 수행하였다[7].

본 연구는 GERD의 중요한 내시경적 자료가 되는 미란 및 궤양 등의 이상 부위를 검출하기 위하여 영상을 분할하고 디지털 내시경 영상의 여러 가지 색상인자와 텍스처(Texture)정보인자들 중에서 중요 인자를 추출하고, 이러한 주요 특징 인자들을 이용하여 분할된 영상영역의 이상부위를 검출할 수 있는 영상처리 알고리즘을 구현하는데 목적이 있다.

본 연구는 보건복지부 보건의료기술진흥사업(02-PJ3-PG6-EV06-0002)의 지원에 의하여 이루어진 것이다.

통신저자 : 이대원, (440-746) 수원시 장안구 천천동 300

성균관대학교 생명공학부

Tel. 031-290-7826 Fax. 031-290-7886

Email. daewonlee@skku.edu

표 1. 영상처리를 위한 색상인자와 텍스처인자

Table 1. Color Parameters and Texture Parameters for Image Processing

Parameters		Number of Parameters	Parameters		Number of Parameters
Color	RGB	Red	Texture	GLCM	Maximum Probability(M <sub>p</sub> )
		Green			Moments(Mom <sub>k</sub> )
		Blue			Contrast(C <sub>(k,n)</sub> )
	HSI	Hue			Homogeneity(G)
		Gray			Entropy(H)
		Lab			Lightness
	a			Vector Dispersion	K
	b			Surface Curvature	K3
					K4
		K5			
	K6				

이론적 배경

영상처리를 이용한 GERD의 미란 및 궤양을 검출하기 위하여 본 연구에서는 영상이 가지는 특성을 나타내기 위하여 색상인자와 텍스처인자를 이용하였다.

영상처리 분야에서 사용되는 색상인자는 많은 정보를 가지고 있으며[6], 이 중 RGB 색상모델의 R, G, B 값, HSI 모델의 H와 Gray값 및 Lab 모델의 L, a, b 값으로 총 8가지를 이용하였다.

영상 내의 각 화소에 대하여 색상의 상대적인 분포를 확인할 수 있는 텍스처 인자는 GLCM(Grey Level Co-occurrence Matricies)의 7가지 인자와 벡터 분산(Vector Dispersion) 1개 및 표면 곡률(Surface Curvature)에 의한 인자 4개를 사용하여 총 12가지 인자를 이용하였다. 표 1은 여러 가지 영상인자 중 본 연구에 사용된 각 색상인자 8개와 텍스처인자 12개를 나타낸 것이다.

1. 색상 인자

1) RGB 모델

현재 병원에서 쓰이고 있는 내시경들은 대부분 디지털 내시경으로 컴퓨터와 상호 공통된 신호 체계를 통해 내시경 영상은 RGB모델로 변환되어 컴퓨터에 저장된다. 따라서 색상인자로서 각 화소가 가지는 Red값, Green값, Blue값을 사용하였다.

2) HSI 모델

HSI 모델은 RGB모델과는 달리 화소 정보를 색상(hue), 채도(saturation) 및 명도(intensity)로 나누어 저장하는 방법으로 다양한 영상처리 분야에서 사용되는 모델이다. 본 연구에서 H, S, I 값을 얻기 위하여 각 화소가 가지는 R, G, B값을 이용하여 다음과 같은 수식을 통하여 얻어진 값을 사용하였다.

$$I = \frac{1}{3}(R + G + B) \tag{1}$$

$$S = 1 - \frac{3}{(R + G + B)} [\min(R, G, B)] \tag{2}$$

$$H = \cos^{-1} \left[ \frac{\frac{1}{2} [(R - G) + (R - B)]}{\sqrt{(R - G)^2 + (R - B)(G - B)}} \right]$$

if, B>G H = 360. -H (3)

3) Lab 모델

Lab 색상 모형은 기존의 RGB가 가지고 있는 가시 파장의 일부분으로 구성됨으로써 발생하는 표현범위의 한계를 벗어나 가시 파장 스펙트럼의 모든 색상을 표현할 수 있으며 출력기기에 구애를 받지 않는 특성이 있다. 이런 특성에 의해 영상처리를 이용해 색상을 변환할 때 Lab 모드를 중간 매개 모드로 이용함으로써 가시 영역내의 모든 색상을 모드 변환과정에서도 보존할 수 있는 장점을 가진다.

L은 명도(Lightness)를 말하며, a는 녹색과 빨간색 사이의 색상, b는 파란색과 노란색 사이의 색상을 말한다. 식 (4)와 식 (5), (6), (7)은 RGB 값을 이용하여 각 L, a, b 값으로 변환되는 과정을 나타낸 것이다.

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.607 & 0.714 & 0.200 \\ 0.299 & 0.587 & 0.114 \\ 0.000 & 0.066 & 1.116 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \tag{4}$$

$$L = 25 * (100 * Y / Y_0)^{1/3} - 16 \tag{5}$$

$$a = 500 * [(X / X_0)^{1/3} - (Y / Y_0)^{1/3}] \tag{6}$$

$$b = 200 * [(Y / Y_0)^{1/3} - (Z / Z_0)^{1/3}] \tag{7}$$

2. 텍스처 인자

1) GLCM

GLCM은 유사한 그레이 레벨들을 포함하는 화소들의 위치에 대한 정보를 제공하는 방법으로 영상을 스캔하고 특정한 위치에 있는 화소로부터 일정한 거리에 있는 화소의 그레이 레벨이 출현하는 빈도성을 측정하는 통계적인 방법이다[4].

GLCM 알고리즘은 P1을 화소 I[y,x]에서의 그레이 레벨, P2를 화소 I[y,x+d]의 그레이 레벨이라 할 때 다음 식에 의해 정의할 수 있다.

$$P1 = I[y][x]; \tag{8}$$

$$P2 = I[y][x+d]; \tag{9}$$

$$M[P1][P2] = M[P1][P2] + 1; \tag{10}$$

전체 영상을 겹치지 않는 일정한 국부 영역으로 나누어 식 (8), (9), (10)을 이용하여 각각의 5가지 행렬(Matrix)서술자를 계산할 수 있으며, 각 결과값은 해당 국부 영역의 특성치로 나타낼 수 있다.

국부 영역의 5가지 특성은 가장 많은 밝기 레벨 쌍을 나타내는 Maximum Probability(Mp)와 밝기 레벨 쌍의 연속적인 출현 정도를 나타내는 Moments(Momk), 화소 사이의 기댓값을 나타내는 Contrast(C(k,n)), 밝기 레벨의 고른 분포 정도를 나타내는 Homogeneity(G), 영상에 특징점이 존재하는지를 나타내는 Entropy(H) 및 이미지의 방향성을 나타내는 Correlation(C)로 정의되며 각 특성을 나타내는 식은 다음과 같다.

$$M_p = \text{Max}(M[i][j]) \tag{11}$$

$$Mom_k = \sum_i \sum_j (i-j)^k M[i, j] \tag{12}$$

$$C(k, n) = \sum_i \sum_j |i-j|^k M[i, j] \tag{13}$$

$$G = \sum_i \sum_j \frac{M[i, j]}{1+|i-j|} \tag{14}$$

$$H = - \sum_i \sum_j M[i, j] \log(M[i, j]) \tag{15}$$

$$C = \frac{\sum [(ij)M(i, j)] - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y} \tag{16}$$

식 (16)에서  $\mu_x, \mu_y, \sigma_x, \sigma_y$ 를 구하는 식은 다음과 같다.

$$\mu_x = \sum_i i \sum_j M[i, j] \tag{17}$$

$$\mu_y = \sum_j j \sum_i M[i, j] \tag{18}$$

$$\sigma_x = \sum_i (i - \mu_x)^2 \sum_j M[i, j] \tag{19}$$

$$\sigma_y = \sum_j (j - \mu_y)^2 \sum_i M[i, j] \tag{20}$$

2) 벡터 분산

알고리즘의 적용을 위하여 이미지는 겹치지 않는 작은 평면(Plane)의 집합으로 구성되고 하나의 단위 벡터(Normal vector)를 갖는 각각의 평면은 그 영역을 나타내는 텍스처를 보유하고 있다고 가정한다.

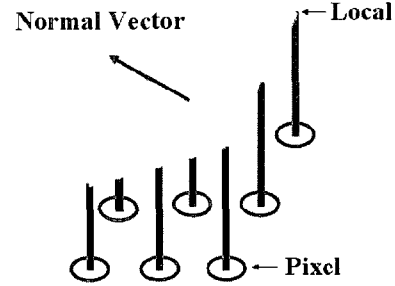


그림 1. 국부 영상 평면  
Fig. 1. Local Image Plane

그림 1은 5 X 5의 국부 평면(Local plane)을 나타낸 것으로 세로축은 그레이 레벨의 정도를 나타내며, 각각의 평면은 겹치지 않도록 서로 만나게 된다. 식 (21)의 Ri는 각각의 국부 평면이 나타내는 텍스처의 특징이며 이를 통해 영상의 특징을 규정지을 수 있다.

$$Ri = \sqrt{Ki^2 + Li^2 + Mi^2} \tag{21}$$

Ki, Li, Mi는 Ri의 국부 평면의 단위 벡터로서 식 (22)을 이용하여 계산할 수 있다.

$$\begin{bmatrix} Ki \\ Li \\ Mi \end{bmatrix} = \frac{1}{\sqrt{\alpha^2 + \beta^2 + 1}} \begin{bmatrix} \alpha i \\ \beta i \\ -1 \end{bmatrix} \tag{22}$$

국부 평면의 특성을 나타내기 위하여 각각의 국부 평면은 식 (23)과 같이 2차 방정식으로 나타낼 수 있으며, 각각의 계수  $\alpha, \beta, \gamma$ 는 최소 좌승법(Least square method)을 이용하여 구할 수 있다.

$$I(i, j) = \alpha i + \beta j + \gamma \tag{23}$$

여기서, 각 계수  $\alpha, \beta, \gamma$ 는 다음과 같이 구할 수 있다

$$\alpha = \frac{\sum_{i=-1}^1 \sum_{j=-1}^1 i * I(i, j)}{\sum \sum i^2} \tag{24}$$

$$\beta = \frac{\sum_{i=-1}^1 \sum_{j=-1}^1 j * I(i, j)}{\sum \sum j^2} \tag{25}$$

$$\gamma = \frac{\sum_{i=-1}^1 \sum_{j=-1}^1 I(i, j)}{\sum \sum 1} \tag{26}$$

3) 표면 곡률

표면 곡률은 각 국부 평면의 접선 벡터를 계산함으로써 얻을 수 있으며, 곡률은 영상내의 한 점에서 기울기에 대한 탄젠트(Tangent)값의 변화율로 계산된다[6].

재료 및 방법

1. 실험 재료

영상처리에 의한 이상부위 검출을 위한 영상은 임상실험을 통해 얻은 해상도가 256×256인 디지털 내시경 영상을 사용하였다. 사용된 영상은 총 20개의 영상이며, 알고리즘의 보정단계를 위하여 정상부 영상 2 개와 이상부위가 포함된 영상 8 개를 이용하였다. 또한, 보정된 알고리즘의 검증을 위하여 보정단계와 마찬가지로 정상부 영상 2 개와 이상부위가 포함된 영상 8 개를 이용하여 검증을 수행하였다.

영상처리를 위한 컴퓨터는 펜티엄 4 - 2.4 GHz CPU를 탑재한 데스크탑 컴퓨터를 사용하였으며, 영상처리를 위한 프로그램은 GUI가 가능한 마이크로소프트사의 Visual++ 6.0을 사용하여 프로그램을 작성하였다.

그림 2는 작성된 프로그램을 나타낸 것으로 구성은 입력된 영상과 결과영상을 동시에 비교할 수 있는 영상부, 영상의 각 화소에 대한 색상정보를 제공하는 색상인자부, 텍스처정보를 제공하는 텍스처인자부로 구성하였다

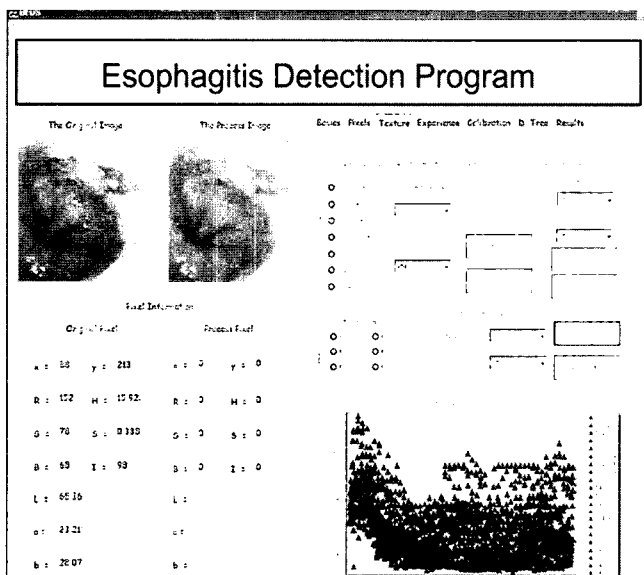


그림 2. 영상처리 프로그램 메인화면  
Fig. 2. Main Frame of Image Processing Program

판별분석을 통하여 각 영상인자의 유의도를 알아보고 변수들의 우선 순위가 결정되면 선택된 변수를 이용하여 판별식을 얻게 된다. 판별분석을 위한 프로그램은 통계를 위한 상용프로그램인 SAS-Institute의 SAS Ver. 8.1을 사용하였다.

2. 실험 방법

디지털 영상처리를 통해 이상 부위를 검출하기 위하여 실험단계를 보정(Calibration)단계와 검증(Validation)단계로 나누었다. 먼저 보정단계에서는 획득된 이미지의 영상세분화, 세분화에 의한 국부영역에서 영상인자 계산, 판별분석을 통한 판별식 획득을 하였으며, 검증단계에서는 획득된 판별식을 이용하여 이상부위를 검증하였다.

1) 보정 단계

실험 영상에서 영상 처리 인자들을 획득하기 위한 전처리로 획득된 영상을 국부 영역(Local region) 단위로 분할해야 한다. 이를 위하여 해상도가 256×256인 영상을 5×5의 작은 국부 영역으로 세분화하였다.

세분화를 통하여 256×256 크기의 영상을 분할하게 되면 5×5의 국부 영역이 51×51로 총 2601개를 얻을 수 있다. 획득된 각각의 국부 영역에서 8개의 색상 인자와 12개의 텍스처 인자 총 20개의 영상 처리 인자를 얻을 수 있다(그림 3).

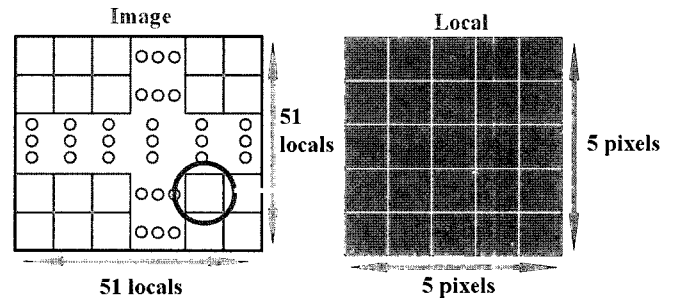


그림 3. 국부 영상 세분화  
Fig. 3. Local Image Segmentation

세분화에 의한 국부영역에서 각 영상인자는 색상인자 8 개와 텍스처 인자 12개에 대하여 계산하였다. 또한 계산된 인자에 대하여 판별분석법 중 단계별 선정법(Stepwise Method)을 통하여 인자들간 중요도를 구명하였다. 이는 단계 선정법에서 20개의 속성 변수들이 진입했을 때 다중공선성(multi-collinearity)을 검정하는 통계량이며, 각각의 변수들이 진입했을 때 판별식의 유의도를 통해 변수들의 우선 순위를 선택하였다.

변수들의 우선순위가 정해지면 결과를 이용하여 이상 부위와 정상 부위에 대해 구별할 수 있는 판별식을 구하기 위하여 피셔(Fisher)의 선형 판별식을 이용하였다. 선형 판별식은 두 개의 클래스로 이루어진 d 차원 점들의 집합이 1차원의 직선에 맵핑될 때, 두 클래스를 가장 잘 나누는 직선의 기울기를 찾기 위해 제안된 방법이다. 본 연구에서는 유의수준을 95%로 하여 식을 구하였다.

2) 검증단계

획득된 판별식의 검증을 위하여 검증 영상이 입력되면 국부 영역 분할 및 영상 인자들에 대한 연산을 수행하였다. 연산 후에 각 인자들에 대하여 보정에서 얻은 판별식과 중요 인자들을 통해 특정 국부 영역이 이상 부위인지 정상 부위인지를 프로그램 상에서 나타내었다.

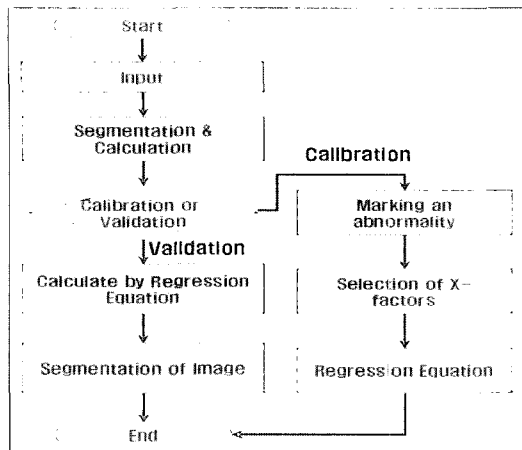


그림 4. 텍스처분할 알고리즘  
Fig. 4. Texture Segmentation Algorithm

결과 및 고찰

1. 보정 단계

내시경 영상에서 어떠한 국부 영역이 이상 부위인지 판별하기 위하여 10개의 디지털 내시경 영상을 이용한 변수들의 우선 순위결정 결과는 표 1과 같다.

표 2. 판별분석에 의한 영상 검출 인자의 우선 순위  
Table 2. The Priority Ranking of Image Detecting Parameters by Discriminal Analysis

Priority Ranking	Image Parameter	Parameter Group
1	a	Color-Lab
2	Red	Color-RGB
3	Lightness	Color-Lab
4	K3(Surface Vector)	Texture-Surface Curvature
5	Green	Color-RGB
6	Blue	Color-RGB

변수들의 우선 순위는 색상인자 중 a가 가장 높게 나타났으며, 다음으로 Red, L 순으로 나타났다. 이는 색상인자와 텍스처 인자 중 색상인자가 이상부위를 판별하는데 더

표 4. 검증 영상의 성공률  
Table 4. Success Rate of Validation Image

Image	Number of Normal Locals	Number of Detected Normal Locals	Number of Abnormal Locals	Number of Detected Abnormal Locals	Success Rate (%)
1(Esophagitis)	2360	2114	241	207	89.2
2(Esophagitis)	2352	2283	249	162	94.0
3(Esophagitis)	2359	2119	242	185	88.6
4(Esophagitis)	2154	1939	447	409	90.3
5(Esophagitis)	2269	2158	332	277	94.0
6(Esophagitis)	2406	2161	195	169	92.1
7(Esophagitis)	2350	2214	251	221	93.2
8(Esophagitis)	2215	2110	386	329	93.8
9(Normal)	2601	2510	0	91	95.1
10(Normal)	2601	2489	0	113	94.1

많은 기여를 한다고 판단되었다. 위 분석 결과를 이용하여 이상 부위와 정상 부위에 대해 구별이 가능한 회귀식은 다음과 같다.

$$y = -23.02381 + 0.37961 * a - 0.35432 * Red + 0.79625 * L + 0.0000768 * K3 + 0.31231 * Green - 0.12358 * Blue \quad (27)$$

판별 분석에 의해 얻어진 피서의 판별식이 정상 부위를 정상 부위로 인식하는 확률과 이상 부위를 이상 부위로 인식하는 확률을 알아본 결과는 표 2와 같이 나타났다.

표 3. 피서의 판별식에 의한 보정결과  
Table 3. Calibration Results for the Fisher Discriminant Function

From Y	Normal Local	Abnormal Local
Normal Local	92.8%	7.2%
Abnormal Local	21.2%	78.8%

시스템이 정상 부위를 정상 부위로 인식하는 확률은 92.8 %, 이상 부위를 찾아낸 확률은 약 78.8 %로 나타났다. 그 외에 정상 부위일 때 정상이라고 인식하는 확률과 비정상 일 때 정상이라고 인식하는 확률은 각 7.2 %, 21.2 %로 나타났으며 이는 시스템 오차라 판단된다.

위 결과를 이용하여 인식한 국부 영역의 개수를 전체 국부 영역 개수로 나눈 값인 본 시스템의 성공률(Success Rate)을 구할 수 있으며 결과는 92.1 %로 나타났다. 이는 시스템 선택의 중요한 가치가 되며 내시경 영상에서 이상 부위를 판별하는데 적용 가능한 결과라 판단된다.

2. 검증 단계

위 보정결과를 이용하여 검증 단계에서는 검증을 위한 10개의 영상에 대하여 수행하였다. 위 식 (27)를 통해 각 국부 영역의 결과 값이 계산되며 결과 값 y가 0보다 크면 이상 부위, 0보다 작으면 정상부위로 인식하게 된다. 표 3은 각 10개의 영상에 대한 검증 결과를 나타낸 것으로 식 (27)의 회귀방정식이 이상 국부 영역과 정상 국부 영역을 구별해주는 결과를 나타낸다

총 10개의 영상 중에서 식도염이 포함된 8개의 영상은 2번과 4번 영상에서 94.0 %로 가장 높게 나타났으며, 평균 92.4 %의 적중률을 나타내었다. 위 결과로 디지털 내시경 영상에서 식도염 등의 이상부위를 검출하기 위하여 판별분석을 통한 회귀방정식을 이용하면 작은 병변도 검출할 수 있을 것으로 판단된다. 그림 4는 본 실험에 의해 입력영상과 영상처리 후 결과영상을 나타낸 것이다 .

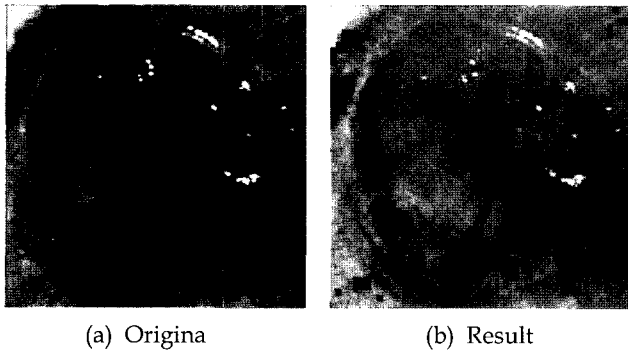


그림 4. 검증에 사용된 원본 영상과 결과 영상  
Fig. 4. Validated Original and Result Images

## 결 론

본 연구에서는 디지털 내시경 영상에서 식도염 등의 이상부위를 검출하기 위하여 실험 영상의 색상과 텍스처 인자에 대한 정보를 얻은 후 판별분석에 의해 영상에서 어떠한 부분이 이상부위인지를 인식하는 방법에 대한 알고리즘을 개발하였다.

개발된 알고리즘을 통하여 여러 가지 영상처리 인자들 중에서 어떠한 인자들이 정상과 이상 부위를 구별할 수 있는 중요한 지표가 되는지를 구명하였으며, 이를 통해 이상 부위를 인식할 수 있는 하나의 회귀식을 구할 수 있었다. 특히 본 연구에서는 식도염의 중요한 진단 기준이라 할 수 있는 미란 및 궤양에 대한 검출을 수행하였으며, 10개의 영상을 이용한 보정단계에서는 92.8 %의 적중률을 나타냈고 같은 방법으로 검증단계에서는 평균 92.4 %의 적중률을 보임을 알 수 있었다.

제안된 방법을 통해 향후 적중률을 높일 수 있는 세부 실시간 알고리즘을 개발하고 오차 값들을 줄임으로써 높은 정확도를 가지는 시스템을 개발한다면 식도 진단 보조 시스템으로서의 역할을 해낼 수 있을 것으로 판단된다.

## 참 고 문 헌

1. 나용호, 장명규, 유재규, 송승렬, "위식도 질환에서 식도염의 발현율", 대한 소화기내시경학회지, Vol. 2, pp.145-150, 1994
2. 윤영호, 강영우, 안승훈, 박승국, "최근 역류성 식도염의 유병율 변화(건강 검진자군과 소화기증상군을 대상으로)", 대한소화기내시경학회지, Vol. 23, pp.144-148, 2001
3. 추교영, 최명규, 박수헌 등, "대한소화관운동학회 춘계 학술대회지", pp. 88, 2001
4. J. R. Parker, "Algorithms for Image Processing and Computer Vision", p. 150-175, 1997
5. M. M. Zheng, S. M. Krishnan, "Decision Support by Fusion In Endoscopic Diagnosis", Seventh Australian and New Zealand Intelligent Information Systems Conference, 2001
6. M. P. Tjoa, S. M. Krishnan, "Segmentation of Clinical Endoscopic Image Based on Homogeneity and Hue", Proceedings of the 23rd Annual EMBS International Conference, 2001
7. P. Wang, S. M. Krishnan, "Classification of Endoscopic Images Based On Texture and Neural Network", Proceedings of the 23rd Annual EMBS International Conference, 2001
8. S. M. Krishnan, M. M. Zheng, "A fusion-based clinical decision support for disease diagnosis from endoscopic images", Elsevier Computer and in Biology and Medicine, 2004
9. S. M. Krishnan, X. Yang, "Intestinal Abnormality Detection From Endoscopic Images", Proceedings of the 20rd Annual International Conference of the IEEE Engineering, Vol. 20, 1998