

# CT영상의 텍스처 주성분 분석을 이용한 간종양 검출

서 형 수<sup>†</sup> · 정 민 영<sup>††</sup> · 이 칠 우<sup>†††</sup>

## 요 약

의료기술의 비약적인 발전과 함께 의료기관에서 사용되는 영상 데이터량이 급속히 증가하고 있다. 따라서 대용량 의료 영상의 해석을 위해서는 의사들의 육안 검사보다 영상처리 기술을 이용한 자동화 방법이 필요하다. 본 논문에서는 복부 CT영상의 간 영역에 대해 GLCM(Gray Level Co-occurrence Matrix)을 이용하여 텍스처 정보를 취득하고, 이 데이터로부터 주성분 분석을 통해 간종양을 자동으로 검출하는 방법에 대해 제안한다. 기존의 간종양 검출은 명암도 한 가지 특징에 의한 방법이 대부분이었으나, 본 논문에서 CT영상에 대해 GLCM의 텍스처 정보 8가지를 이용해서 4개의 주성분 누적 영상으로 변환시켰다. 실험결과 4개의 주성분 누적 영상의 백분율 분산값은 89.9%였으며, 이를 명암도 한 가지 만을 이용한 간종양 검출방법과 면적을 비교했을 때 약 92%의 일치도를 보였다. 이는 영상데이터의 차원을 8개의 차원에서 그 절반인 4개의 차원으로 줄여도 간종양을 검출할 수 있음을 의미한다.

키워드 : 의료영상, 간종양, 주성분 분석, 질감 특징

## Liver Tumor Detection Using Texture PCA of CT Images

Hyung Soo Sur<sup>†</sup> · Min Young Chong<sup>††</sup> · Chil Woo Lee<sup>†††</sup>

## ABSTRACT

The image data amount that used in medical institution with great development of medical technology is increasing rapidly. Therefore, people need automation method that use image processing description than macrography of doctors for analysis many medical image. In this paper, we propose that acquire texture information to using GLCM about liver area of abdomen CT image, and automatically detects liver tumor using PCA from this data. Method by one feature as intensity of existent liver tumor detection was most but we changed into 4 principal component accumulation images using GLCM's texture information 8 feature. Experiment result, 4 principal component accumulation image's variance percentage is 89.9%. It was seen this compare with liver tumor detecting that use only intensity about 92%. This means that can detect liver tumor even if reduce from dimension of image data to 4 dimensions that is the half in 8 dimensions

Key Words : CT, Liver Tumor, GLCM, PCA, Texture Feature

### 1. 서 론

현재 간암을 진단하는 방법 중에서 컴퓨터 단층촬영(Computed Tomography: CT)이나 자기 공명 영상(Magnetic Resonance Imaging: MRI)을 이용한 검사법은 수술을 하지 않고 신체 내부 상황을 관찰 할 수 있으므로 일차적인 검진 방법으로 널리 사용되고 있다. 그러나 이 방법이 일반화되고 많은 영상 장치들이 도입되면서 대량의 영상 판독이 필요함에 따라 검사의 자동화가 요구되었다. CAD(Computer

Aided Diagnosis) 연구는 주로 의료영상을 사용하여 진단의 자동화를 추구할 뿐만 아니라 의사들이 정확하고 신속하게 질병을 진단할 수 있게 하는 연구이다[4]. 보고에 의하면 Brown 등이 수행한 연구에서 13명의 방사선과 의사의 폐결절 검출률은 CAD의 도움이 없이 64.0% 수준이었으나 CAD의 결과를 참고했을 때 81.9%까지 상승하였다[1]. 현재까지 이러한 CAD 부분에서 가장 많은 연구가 이루어진 분야는 유방과 폐질환 관련 분야이다. 이에 반해 간 영역에 대한 연구는 간과 주변기관과의 모호한 영역구분과 사람마다 간의 크기와 모양이 일정하지 않는 이유 등으로 인하여 상대적으로 미진한 상태이다. 또한 대부분의 연구들이 단순히 정상간의 분할과 체적 측정에 집중되어 있고, 명암도 한 가지 특징에 의한 간종양 검출이 대부분이다[6]. 소수의 특징을 가지고 간종양을 판단하는 것은 false-negative(실제 간

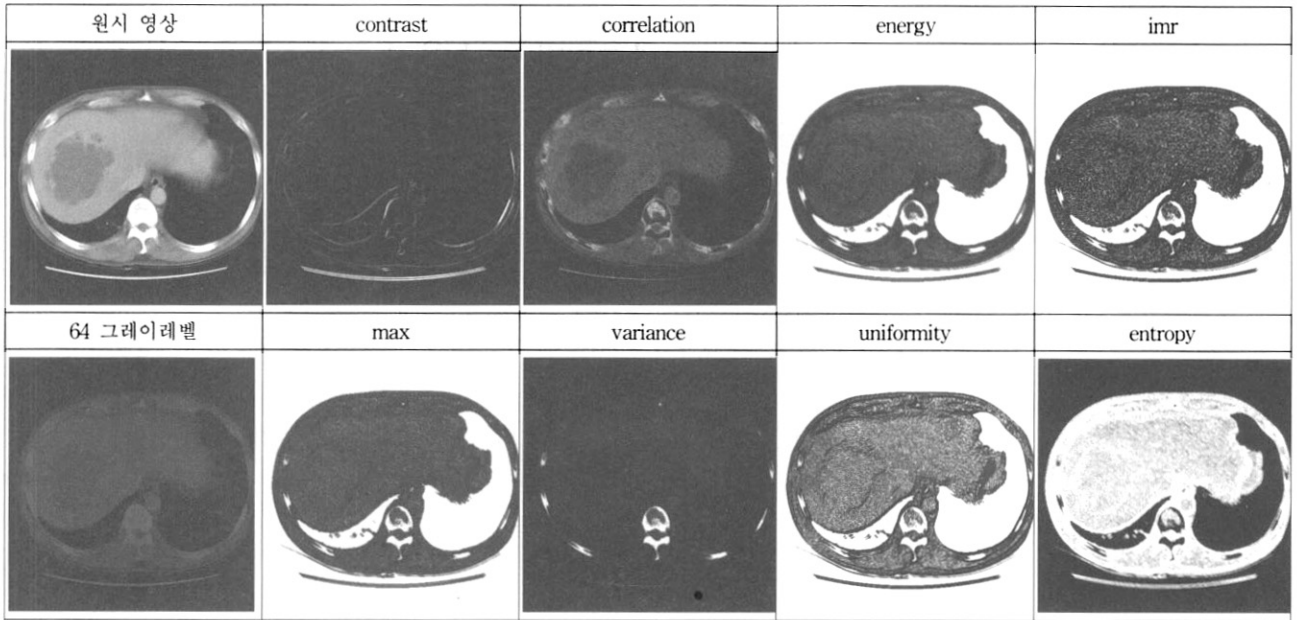
※ 본 논문은 정통부 및 정보통신연구진흥원의 정보통신선도기반기술 개발의 연구결과로 수행되었음.

† 정 회 원 : 전남대학교 컴퓨터공학과 박사과정

†† 정 회 원 : 광주여자대학교 교육미디어학과 교수

††† 정 회 원 : 전남대학교 컴퓨터 공학과 교수

논문접수 : 2006년 10월 10일, 심사완료 : 2006년 11월 12일



(그림 1) 텍스처 특징 변환 영상

종양이지만 간종양으로 추출되지 않음) 오류를 유발할 수 있다. 따라서 본 논문에서는 복부 CT영상에서 GLCM을 이용하여 8가지의 텍스처 정보를 취득하고, 이 데이터로부터 주성분 분석을 통해 차원을 축소시켜 간종양을 자동으로 검출하는 방법에 대해 제안한다.

## 2. CT영상의 텍스처 특징

### 2.1 복부 CT 영상의 특징

X선은 신체를 투과할 때 각각의 조직에 대해 다른 투과율을 가진다. 이 특성을 이용하여 신체에 X선을 투과시키고 이를 영상 공간에 제 투영함으로써 얻어진 것이 CT영상이다. 간암은 간암세포 속에 많은 혈액이 집중됨으로 인해 X선 투과시 감쇄가 많이 일어나 다른 간 영역과는 다른 CT 계수를 갖게 된다. 따라서 이를 영상화하였을 때 정상 간 영역과는 다른 특징을 가진다. 영상에서 한 영역을 구별하는 방법은 특정 영역이 갖는 성질을 구별하는 것이다. 이는 단순한 밝기 성질만을 이용하는 것만 아니라 영상속의 개개의 화소가 갖는 구조적 패턴정보를 이용하여 분할하기도 한다. 따라서 간종양의 검출에 있어서 다른 주변 기관이 갖는 무늬 구조를 이용하면 일정 수준의 분할이 가능하게 된다.

### 2.2 Co-occurrence Matrix의 특징 표현

Haralick는 텍스처 구별을 위한 특징으로 GLCM을 제안하였다[5]. GLCM 요소의 값은 영상에서 그레이 레벨  $i$ 와 다른  $j$ 를 가진 두 픽셀이 거리  $d$ 만큼 떨어져 있을 때의 상대적인 발생 빈도를 확률변수로 나타내는 특징이 있다. 이 원리를 적용하면 거리가  $d$ 이며,  $45^\circ$ 간격으로 각도가 양자화된 GLCM의 빈도수를 나타낼 수 있다. 일반적으로 CT영상

은 256 그레이 레벨로 표현되나, 본 논문에서는 256 그레이 레벨 전부를 사용하지 않고 행렬을 축소하기 위해 64 단계의 그레이 레벨만을 사용하였다. 또한 중요한 변수 중의 하나인 거리  $d$ 에 대해서도 1에서 3까지 각각  $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$  방향에 대한 행렬들을 계산했다. 그리고 계산한 행렬에 대해 contrast, correlation, energy, imr, max, variance, uniformity, entropy 등 8가지를 GLCM의 특징 표현으로 사용하였다. 이러한 특징들에 대해 간략히 설명하면 먼저 contrast는 명암도 차이를 측정하는 특징이고, correlation은 화소쌍들이 인접할 확률이 발생할 수 있는 확률을 말하며, energy는 명암도의 균일함을 측정할 수 있는 특징이다. imr은 inverse difference moment 즉, 그레이 레벨 값인  $i$ 와  $j$ 의 모멘트 차이를 나타낸다. 그리고 max는 그레이 레벨 값이 발생할 최대 확률을 나타내며, variance는 그레이 레벨 값과 평균과의 차이를 나타낸다. uniformity는 각 화소들 간의 균일함을 측정하기 위한 특징으로, GLCM에서 요소들의 값이 대각선 축에 모여 있을 때 큰 값을 가진다. 마지막으로 entropy는 변화하는 주기의 관찰에 대한 정보의 정도, 즉 좀더 임의로 될수록 변수는 예측할 수 없고 구조가 없어지는 것을 말한다. 본 논문에서는 8가지의 텍스처 특징을 이용하여 (그림 1)과 같이 원시 영상을 변환하였다.

## 3. 주성분 분석을 이용한 특징 추출

주성분 분석(Principal Component Analysis)은 신호와 그것의 차원 축소간의 주된 차이점을 확인하는 방법이다. 이러한 주성분분석은 평균을 이용하여 공분산 행렬을 계산한다[3]. <표 1>은 텍스처 특징을 이용하여 변환한 영상들의 평균과 분산값이다.

<표 1> 텍스처 특징 변환 영상의 평균, 분산값

	원시 영상	contrast	correlation	energy	imr	max	variance	uniformity	entropy	계
평균	62.9	4.5	23.5	155.1	144.4	146.6	5.6	172.6	111.0	
분산값	5,672.1	569.26	1,048.2	10,163	15,972	11,859	670.2	9,585.4	12,453	62,320
분산비율		0.9%	1.7%	16.3%	25.6%	19.0%	1.1%	15.4%	20.0%	100.0%

<표 2> 텍스처 특징 변환 영상의 공분산 행렬

	contrast	correlation	energy	imr	max	variance	uniformity	entropy
contrast	<b>569.26</b>	-2.8618	-397.84	-654.13	-449.61	-14.6	-738.2	448.27
correlation	-2.8618	<b>1,048.2</b>	-2332.3	-2,580.1	-2,530.2	138.24	-1,859.2	2,626.1
energy	-397.84	-2,332.3	<b>1,0163</b>	11,333	10,926	-45,756	8525	-11136
imr	-654.13	-2,580.1	11,333	<b>15,973</b>	12,299	-15,291	11,890	-12,508
max	-449.61	-2,530.2	10,926	12,299	<b>11,859</b>	-66,073	9,211.3	-12,063
variance	-14.6	138.24	-45,756	-15,291	-66,073	<b>670.22</b>	13,395	81.471
uniformity	-738.2	-1,859.2	8,525	11,890	9,211.3	13,395	<b>9,585.5</b>	-9400.4
entropy	448.27	2,626.1	-11,136	-12,508	-12,063	81.471	-9400.4	<b>12,453</b>

<표 3> 공분산 행렬에 대한 고유값

	$\lambda_1$	$\lambda_2$	$\lambda_3$	$\lambda_4$	$\lambda_5$	$\lambda_6$	$\lambda_7$	$\lambda_8$	계
고유값	56,757	3,269.3	764.62	649.49	406.82	309.37	118.45	45.061	<b>62,320</b>
비율	91.1%	5.3%	1.2%	1.0%	0.6%	0.5%	0.23%	0.07%	<b>100.0%</b>

<표 4> 주성분 변환 영상에 대한 분산값

	변환1	변환2	변환3	변환4	변환5	변환6	변환7	변환8	계
분산값	34,372	12,046	4,885.4	4,762.6	1,978.8	1,849.6	1,516.2	909.58	<b>62,320</b>
비율	55.2%	19.35	7.8%	7.6%	3.2%	3.0%	2.4%	1.5%	<b>100.0%</b>

이때, 대각선상의 원소는 텍스처 특징 변환 영상의 분산값으로 그 결과를 <표 2>에 나타내었다.

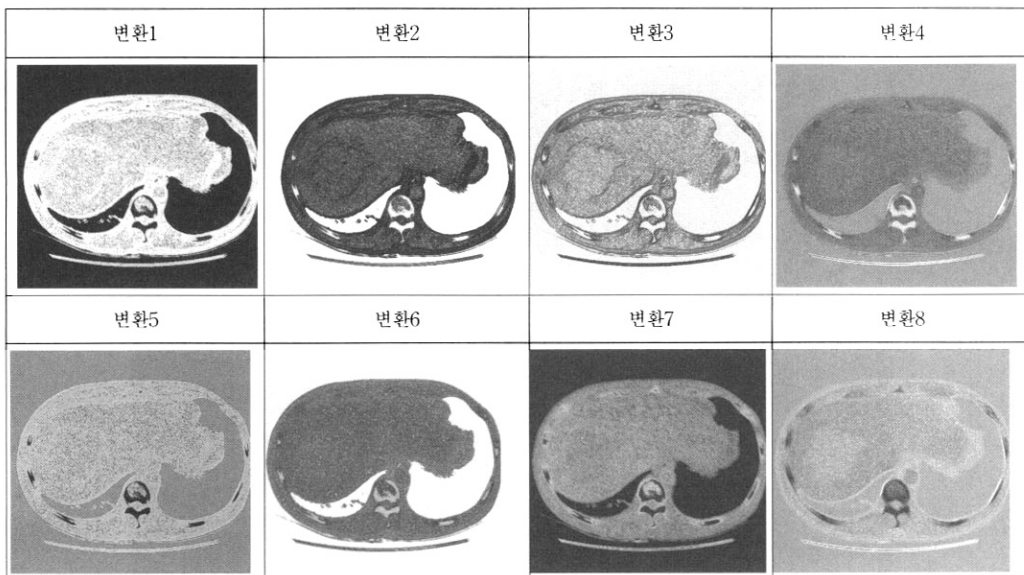
공분산 행렬을 통해서 n개의 근( $\lambda_n$ )을 구할 수 있고 이를 공분산 행렬의 고유값(eigenvalue)이라고 한다. 본 논문에서는 고유값들의 계산과 크기순으로 정렬하기 위하여 특이값 분해(Singular Value Decomposition : SVD)에 의한 방법으로 주성분 분석을 하였다[3].

따라서 (그림 2)와 같이 8장의 주성분 변환 영상을 획득할 수 있었다.

<표 4>는 주성분으로 변환한 영상에 대한 분산값을 나타내며, 그 총합은 62,320으로 주성분 변환 전 텍스처 특징 변환 영상들의 분산값의 총합과 같았다. 또한 그중 55.2%를 변환1이 나타내고 있다. 변환1과 변환2, 변환3, 변환4의 분산의 합은 56,066으로 전체 분산의 합인 62,320의 89.9%의 비율을 차지하고 있다.

#### 4. 간종양의 자동 검출

본 논문에서는 먼저 입력되는 복부 CT 영상에 대하여 GLCM의 8가지 텍스처 특징을 이용해서 8장의 영상으로 변환한 후 주성분 분석을 수행하였고, 주성분 영상으로 변환 후 분산을 누적한 영상에서 간종양을 검출한다. 텍스처의 특징을 이용하여 주성분 변환한 영상들에 대해 우리는 과분할을 방지하기 위해서 중간값 필터(median filter)를 적용하였다. 우리는 중간값 필터에서 그 화소의 3x3 이웃점내에서 명암도 중간값으로 화소 값을 교체하였으며 주성분 변환 분산 누적 영상 잡음의 경우, 덜 흐려지면서 잡음감소의 효과가 있었다. 그리고 간종양을 검출하기 위해 지역적인 기울기와 모서리 방향을 이용했다. 따라서 모서리점은 그 크기가 기울기 방향에서 지역 최대값인 점으로 정의된다. 이렇게 결정된 모서리 점들은 연결되며 이 선에 속하지 않는 모든 화소들은 검은색으로 처리하여 검출부분은 하얀색 가는 선으로 보이도록 했다.



(그림 2) 주성분 변환 영상

### 5. 실험 결과

실험에 사용된 CT영상은 조영제를 삽입하여 촬영된 영상이며 그 크기는 512x512화소의 bmp 파일이다. 우리는 (그림 3)과 같이 원시 영상과 주성분 분석 후 분산 누적 비율이 89.9%인 변환1에서 변환4 영상을 합한 영상 그리고 분산 누적 비율이 100%인 변환1부터 변환8까지를 합한 3장의 영상에 대해 간종양을 검출하였다.

기존의 명암도에 의한 간종양 검출 영역과 4개의 주성분 분산 누적 영상에 의한 간종양 검출 영역의 면적을 비교한 결과 약 92%의 일치도를 보였다.

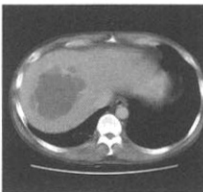

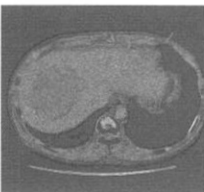
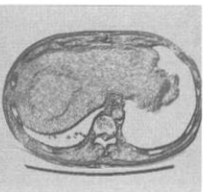

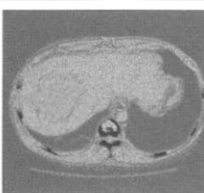
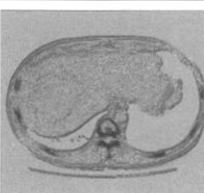
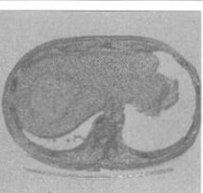
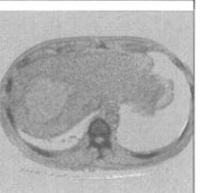
또한 본 논문에서는 다섯 명의 환자의 CT영상에 대해 실험을 하였다. (그림 5)는 여러 환자에게 본 알고리즘을 적용하여 간종양을 검출한 결과이다.

### 6. 결 론

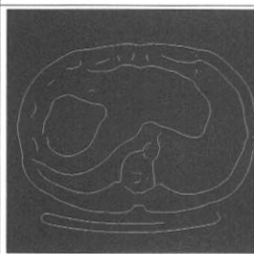


본 논문에서는 복부 CT 영상의 간 영역에 대해 GLCM을 이용하여 텍스처 정보를 취득하고, 이 데이터로부터 주성분 분석을 통해 간종양을 자동으로 검출하는 방법에 대해 제안

했다. 실험결과 4개의 주성분 누적 백분율 분산값은 89.9%로 이는 4개의 주성분이 거의 대부분의 정보를 가지고 있음을 알 수 있었다. 기존의 간종양 검출은 명암도 한 가지 특징에 의한 방법이 대부분이었으나 이러한 소수의 특징을 가지고 간종양을 판단하는 것은 false-negative 오류를 유발할 수 있다. 따라서 본 논문에서는 GLCM의 8가지 텍스처 특징 정보를 이용하였다. 기존의 명암도에 의한 간종양 검출 영역과 4개의 주성분 변환 누적 영상에 의한 간종양 검출 영역의 면적을 비교한 결과 약 92%의 일치도를 보였으며, 이는 영상데이터의 차원을 8개의 차원에서 그 절반인 4개의 차원으로 줄여도 간종양을 검출할 수 있음을 의미한다. 또한, 한가지 특징이 아닌 8가지 특징을 이용하므로 의사들이 최종적인 간종양 판단시 신뢰성을 부여할 수 있다. 그리고 8가지 특징에 대한 8차원을 주성분이 포함된 4차원으로 줄인 것은 행렬의 차원수를 줄인 경우이므로 계산량과 처리 속도를 향상시킬 수 있다. 이는 현재 활발히 개발되고 있는 의료정보시스템에서 자료의 처리시간 단축과 전송시 유용할 것으로 기대된다.

향후 간종양의 특성을 더욱 잘 나타낼 수 있는 텍스처 특

원시 영상	변환1	변환1+변환2	변환1+변환2 +변환3	변환1+... +변환4 (분산 비율; 89.9%)
				
	변환1+...+변환5	변환1+...+변환6	변환1+...+변환7	변환1+...+변환8(분산 비율; 100%)
				

(그림 3) 주성분 변환 누적 영상

원시 영상 (명암도에 의한 방법)	변환1+... +변환4 (분산 비율; 89.9%)	변환1+... +변환8 (분산 비율; 100%)
		

(그림 4) 간종양 검출 결과

	원시 영상	(명암도에 의한 방법)	변환1+... +변환4 (분산 비율; 87.2%)	변환1+... +변환8 (분산 비율; 100%)
환자1 (일치도:88%)				
환자2 (일치도:90%)				
환자3 (일치도:89%)				
환자4 (일치도:94%)				
환자5 (일치도:87%)				

(그림 5) 여러 환자의 간종양 검출 결과

장을 개발해야 하며 또한, 간종양을 효율적으로 검출할 수 있는 알고리즘의 개발이 필요하다.

참고 문헌

[1] 서형수, 정민영, 이칠우, "CT영상의 텍스처 주성분 분석을 이용한 간종양 검출", 신호처리합동학술대회 논문집, pp.99, 2006.  
 [2] M. S. Brown, J. G. Goldin, S. Rogers, H. J. Kim, "Computer-aided lung nodule detection in CT: results of large-scale observer test", Acad. Radiol, Vol.12, No.5, pp.681-686, 2005.  
 [3] H. S. Sur, C. W. Lee, M. H. Ju, "Automatic Liver Tumor Detection Using Statistical Feature's Based on

Matrix Representation of CT Images", IPIU., pp.243-248, 2006.  
 [4] I. T. Jolliffe, "Principal Component Analysis, 2nd Edition", Springer, 2002.  
 [5] M. L. Giger, N. Karssemeijer, S. G. Armato, "Guest Editorial : Computer-Aided Diagnosis in Medical Imaging", IEEE Trans. On Medical Imaging, vol. 20, no.12, pp.1205-1208, 2001.  
 [6] R. M. Haralick, "Statistical and structural approaches to texture", Proc. Of the IEEE, Vol.67, No.5, pp.786-804, 1979.  
 [7] S. J. Lim, Y. Y. Jeong, C. W. Lee, Y. S. Ho, "Automatic segmentation of the liver in CT images using the watershed algorithm based on morphological filtering", Proc. In Biomedical Optics and Imaging of SPIE., Vol.5, No.24, pp.1658-1666, 2004.

### 서 형 수



e-mail: shipilot@empal.com  
 1989년 해군사관학교 전자공학과(학사)  
 1999년 국방대학원 전자계산학과  
 (공학석사)  
 2001년 해군 소령 전역  
 2001년~현재 전남대학교

컴퓨터공학과(박사과정)

관심분야: 영상처리, 컴퓨터 그래픽스, 멀티미디어 응용, 신호처리

### 이 철 우



e-mail: cwlee@chonnam.ac.kr  
 1986년 중앙대학교 전자공학과(학사)  
 1988년 중앙대학교 전자공학과(공학석사)  
 1992년 일본 동경대학교 전자공학과  
 (공학박사)  
 1996~현재 전남대학교 컴퓨터 공학과

교수

관심분야: 영상처리, 멀티미디어 응용

### 정 민 영



e-mail: mychong@mail.kwu.ac.kr  
 1991년 송실대학교 전자계산학과(학사)  
 1993년 송실대학교 대학원 전자계산학과  
 (공학석사)  
 2004 전남대학교 대학원 컴퓨터공학과  
 (공학박사)

1993~1996 송실대학교 중앙전자계산소 연구원

1997~1999 광주여자대학교 정보전산원장

1996~현재 광주여자대학교 교육미디어학과 교수

관심분야: 영상처리, 컴퓨터그래픽스, 소프트웨어 공학