

ART2 기반 양자화를 이용한 재활 초음파 영상에서의 근육 영역 추출

김 광 백*

Extracting Muscle Area with ART2 based Quantization from Rehabilitative Ultrasound Images

Kwang-Baek Kim *

요 약

초음파 영상은 미세한 명암도 차이 등에 의해 분석 과정에서 근육 영역의 위치와 크기를 판단하는데 어려움이 발생하고 이로 인해 근육 영역을 파악하는데 주관성이 개입된다. 본 논문에서는 근육 영역을 객관적으로 분석하기 위해 ART2 신경망을 적용하여 양자화를 수행한 후, 국부적 영역에서 근육 영역을 추출한다. 초음파 영상에서 히스토그램 평활화와 엔드인 탐색 알고리즘을 적용하여 명암도의 분포와 밝기 값을 보정 한 후, ART2 신경망을 이용하여 유사한 영역을 클러스터링 한다. 클러스터링 된 각 영역의 크기, 위치 및 명암도 정보를 분석하여 피하지방, 근막, 기타 배경 영역으로 분류한다. 최종적인 근육 영역은 근막 내부 객체들 간의 거리, 각도를 이용하여 추출된다. 실제 초음파 영상 대상 실험 결과, 일반적인 클러스터링 기법을 적용한 방법 보다 ART2 기반 양자화와 제안된 영역 확장 기법으로 근육 영역을 추출하고 분석하는 것이 효율적임을 확인하였다.

▶ Keywords : ART2 신경망, 양자화, 초음파 영상, 근육, 엔드인 탐색

Abstract

While safe and convenient, ultrasound imaging analysis is often criticized by its subjective decision making nature by field experts in analyzing musculoskeletal system. In this paper, we propose a new automatic method to extract muscle area using ART2 neural network based quantization. A series of image processing algorithms such as histogram smoothing and End-in search stretching are applied in pre-processing phase to remove noises effectively. Muscle areas are extracted by considering various morphological features and corresponding analysis. In experiment, our ART2 based Quantization is verified as more effective than other general quantization methods.

▶ Keywords : ART2 Neural Network, Quantization, Ultrasound image, Fascia, Ends-in search

•제1저자 : 김광백 •교신저자 : 김광백

•투고일 : 2014. 4. 30, 심사일 : 2014. 5. 13, 게재확정일 : 2014. 5. 22.

* 신라대학교 컴퓨터공학과(Dept. of Computer Engineering, Silla University)

I. 서론

유인체를 검사하는 방법들 중 가장 쉽게 접근 할 수 있는 방법 중의 하나가 초음파 검사이다. 특정부위를 제외한 인체 거의 모든 부분을 검사할 수 있으며, 검사를 위해 피부를 뜯거나 약물 투약할 필요가 없어 사용이 간편하고 비용도 저렴하다[1,2]. 특히 근골격계 검사를 위한 초음파 영상은 인대, 건, 근육의 손상에 대한 의료 진단에 사용될 뿐 아니라, 치료 후 변화에 대한 평가와 치료시 환자에게 치료에 대한 인지를 높이기 위하여 바이오 피드백으로도 사용된다[3]. 하지만 육안으로 영상을 판단해야하며 측정자 마다 주관이 개입될 수 있기 때문에 오차가 발생한다. 또한 초음파 진단장치는 초음파 펄스를 인체의 장기에 발사하여 반사체로부터 반사되어 돌아오는 반사 수신된 신호가 약해질 경우, 잡음이 발생하게 된다[4]. 이에 컴퓨터를 통해 잡음 제거 및 객관적으로 측정 할 수 있는 연구가 필요하다.

이상적으로는 컴퓨터를 이용하여 근골격계의 각종 조직의 크기와 변화량을 자동 측정하는 것이 필요하나 근육 간 특성과 인접 조직과의 관계 등을 고려할 사항이 많아 연구에 난점이 많다. 최근 재활의학에서 이 초음파 영상의 자동 분석을 통해 각종 주변 근육의 크기를 측정하거나[6] 특정 관심근육의 두께를 측정하는 연구[7]들이 이러한 객관적 의료 영상 분석에 임상학적으로 실질적 도움을 준다는 보고들이 있다. 이러한 연구들의 기본은 정확한 근육 관심 영역의 추출이며 잡음의 효율적 제거가 관건 중 하나이다.

본 논문에서는 다양한 영상 처리 기법을 적용하여 영상의 잡음과 밝기를 보정한 후, ART2 신경망을 기반으로 클러스터링을 한 후, 영상의 영역 크기, 위치 및 명암도 정보를 이용한 영상 처리 기법을 적용하여 근육 영역을 추출한다.

II. 초음파 영상의 분석

초음파 영상은 회색조(gray scale)이라 불리며 0~255의 다른 휘도 레벨로 구성된다. 고형성 영역은 밝게, 액체는 어두운 레벨로 그림 1과 같이 형성 되어 있다[2].

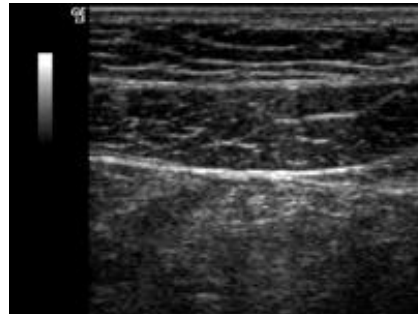


그림 1. 초음파 영상
Fig. 1. Ultrasound Image

초음파 진단장치는 초음파 펄스를 인체의 장기에 발사하여 반사체로부터 반사되어 돌아오는 반사파를 수신하여 진단에 필요한 영상을 구성한다. 이때 수신된 신호는 매질에 의한 수신 신호와 초음파 탐촉자에 의한 변환율 등에 의해 초음파 신호의 강도는 약해지며 또한 잡음이 발생하게 된다. 발생한 잡음은 초음파 영상을 분석하고 진단하는데 어려움을 준다.

III. 제안된 근육 영역 추출 및 분석

1. 근육 추출 흐름도

초음파 영상에서 근육 영역을 추출하기 위한 전체 처리 과정은 그림 2와 같다.

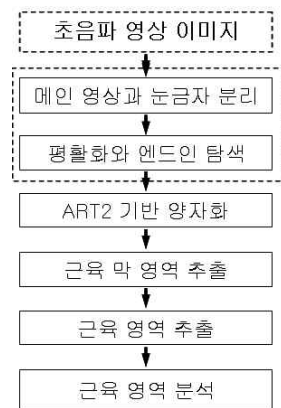
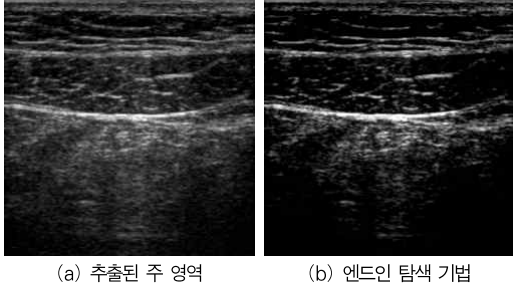


그림 2. 근육 추출 처리 과정
Fig. 2. Muscle Extraction Process in Diagram

2. 초음파 영상 전처리

전처리 과정에서는 실제 영상 처리에 사용될 주 영역과 근육 영역에 대한 크기 정보를 구하기 위해 눈금자 영역을 분리

하며 근육 영역에 대한 실제 크기를 계산하기 위한 눈금 길이 정보를 저장한다. 또한 명암도 분포와 밝기 보정을 통해 영상의 경계를 부각시켜 특정 정보를 얻기 쉽게 전처리한다.



(a) 추출된 주 영역 (b) 엔드인 탐색 기법
 (a) Extracted ROI (b) End-in search method
 그림 3. 주 영역 추출
 Fig. 3. ROI Extraction

그림3의 (b)는 엔드인 탐색 기법[5]을 적용한 주 영역이고 엔드인 탐색의 수식은 식 (1)과 같다.

$$s = \begin{cases} 0 & \text{for } P \leq Low \\ 255(P - Low) / (High - Low) & \text{for } Low < P < High \\ 255 & \text{for } High \leq P \end{cases} \quad (1)$$

식 (1)에서 P는 명암도를 의미하고 S는 영상에 적용될 새로운 명암도이다.

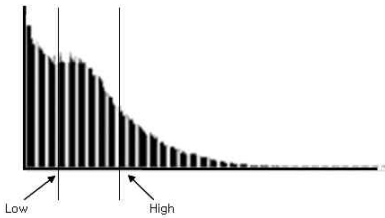


그림 4. 초음파 영상의 히스토그램
 Fig. 4. Histogram from Ultrasound Image

그림 4는 주 영역의 히스토그램을 나타낸 것이다. 수식 (1)에 적용될 Low 값과 High 값을 설정하기 위하여 본 논문에서는 Low값을 전체 명암도의 10%로 High 값은 최고 명암도 값으로 설정한다. 최종적으로 엔드인 탐색 기법을 적용한 주 영역에 평활화 기법을 적용하여 클러스터링될 영역의 분포를 고르게 한다.

3. ART2 신경망을 이용한 주 영역 양자화

초음파 영상에서 유사 객체들을 정적으로 분류하는 것은

매우 어렵다. 각 영상마다 같은 부위라 하더라도 명암도 차이가 존재하기 때문이다. 본 논문에서는 이러한 문제점을 개선하기 위해 동적으로 유사 영역을 클러스터링 하는 ART2 알고리즘[8]을 적용하여 양자화 한다. 영상에 존재 하는 피하 지방, 근 막, 기타 배경 영역을 구분하기 위해 주 영역의 명암도를 ART2 알고리즘을 적용하여 양자화 한다. ART2 알고리즘을 적용하여 양자화 하는 과정은 그림 5와 같다.

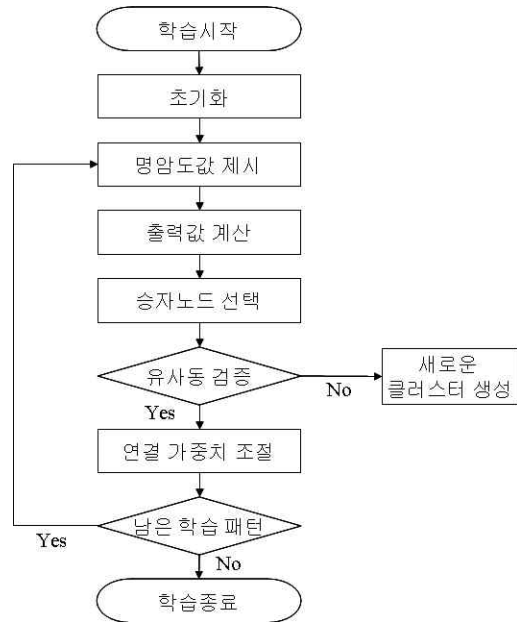


그림 5. 양자화를 위한 ART2 알고리즘
 Fig. 5. ART2 for Quantization

그림 5에서 출력값은 식(2)와 같이 계산하고 연결 가중치 조정은 식(3)과 같이 계산한다.

$$O_j = \sqrt{\sum_{i=0}^{n-1} (x_i - w_{ji}^{-1})^2} \quad (2)$$

$$w_{j*}^{t+1} = \frac{x_i + w_{j*}^t \times n_{j*}}{n_{j*} + 1} \quad (3)$$

식 (2)와 (3)에서 x_i 는 입력 패턴을 의미하고 w_{j*}^t 는 승자 노드의 연결 가중치이다. n_{j*} 는 승자 노드에 갱신된 패턴의 수이다.

그림 6은 초음파 영상에서 주 영역을 ART2 알고리즘을 적용하여 양자화한 결과 영상이다.

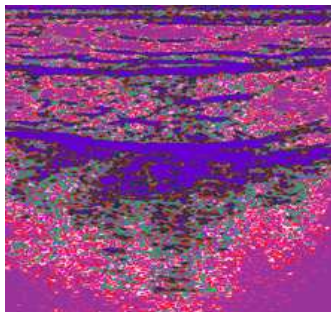
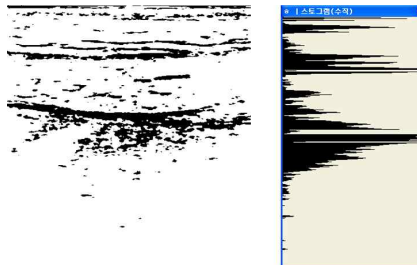


그림 6. 양자화 된 주 영역
Fig. 6. ROI after Quantization

4. 근육 막 영역 및 근육 영역 추출

근육 영역은 근막 영역으로 둘러 싸여 있다. 근육 영역을 추출하기 위해 영상에서 비교적 특징이 두드러지며 밝은 명암도 분포를 가지는 근막 영역을 우선 탐색한다. 클러스터 중에 근 막의 후보 영역을 선정하기 위해 각 클러스터의 평균 밝기를 구하고 가장 밝은 3개의 클러스터를 후보 영역으로 선정한다. 그림 7은 선정된 근막 후보 영역을 나타내었다



(c) 근막의 세 번째 후보 영역
(c) The third candidate area of fascia

그림 7. 근막 후보 영역

Fig. 7. Candidate Areas of Fascia

선정된 근 막 후보 영역의 히스토그램 특징을 분석하여 최종적인 근막 영역을 탐색한다. 근막 영역의 범위를 구하기 위해 각 객체를 연결한다. 객체들을 연결하기 위한 조건은 표 1과 같이 거리 및 각도를 이용한다.

표 1. 객체 연결 정보
Table 1. Objects Connection Information

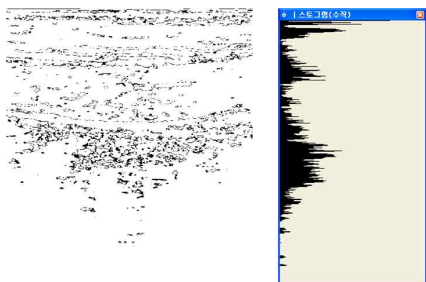
방향	객체번호	N
	수평	
수직		

각 객체들을 연결하기 위한 거리 및 각도는 식 (4), (5)와 같이 계산한다.

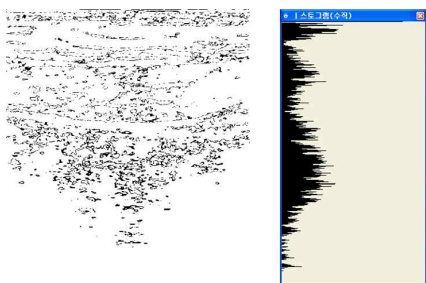
$$d = \sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2} \tag{4}$$

$$\angle A = \frac{180}{\pi} \times \tan^{-1} \frac{y_2 - y_1}{x_2 - x_1} \tag{5}$$

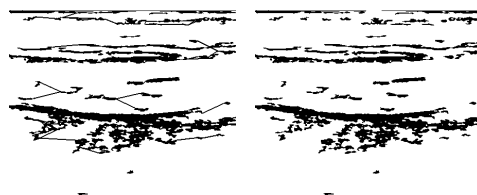
식(4)와 식(5)에서 x_i 와 y_i 는 근막 영역 내에 존재하는 객체들의 좌표를 의미한다. 그림 8의 (a)는 최종적으로 얻어진



(a) 근막의 첫 번째 후보 영역
(a) The first candidate area of fascia



(b) 근막의 두 번째 후보 영역
(b) The second candidate area of fascia



(a) 연결 전 근막 영역 (a) Fascia Area before Connection
(b) 연결 후 근막 영역 (b) Fascia Area after Connection

그림 8. 근막 영상
Fig. 8. Fascia image

근 막 영역에서 미세 잡음을 제거한 영상이고 그림 8의 (b)는 (a)영상에서 연결 정보를 이용하여 연결한 결과 영상이다.

그림 9는 그림 8(b)의 근막 내부 영역에서 근육 영역을 추출한 부분을 노란색으로 표기한 영상이다.

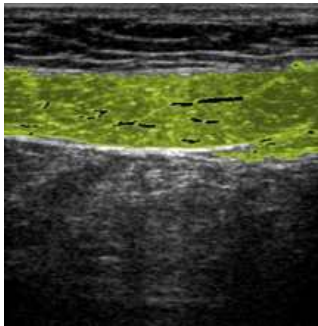
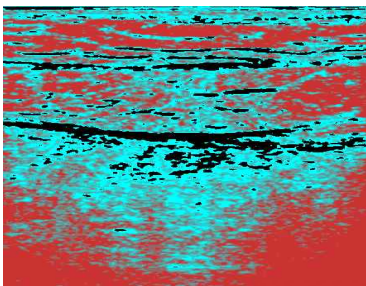


그림 9. 추출된 근육 영역
Fig. 9. Extracted muscle Area

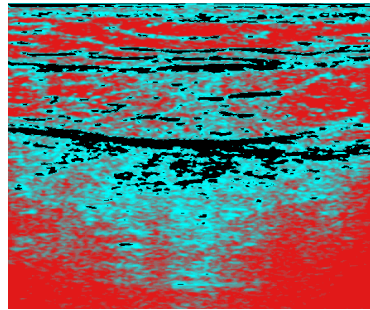
IV. 실험 및 결과 분석

실험 환경은 Intel Pentium-IV 2GHz CPU와 256MB RAM이 장착된 IBM 호환 PC상에서 Visual Studio 2008로 실험하였다. 실험 영상은 사람의 복부를 이동식 초음파 기계로 횡단 촬영한 영상을 대상으로 하였다.

일반적인 방법으로 양자화를 수행하는 경우에는 정적으로 명암도를 그룹화 하여 모든 영상에 대해 똑같이 나눠진 명암도 범위를 적용하기 때문에 근육 영역을 추출할 수 없는 경우가 발생하였다. 그리고 나눠진 범위가 유사 영역이 아닌 경우 서로 다른 영역으로 클러스터가 되어 그 특징을 분류하기 어려웠다. 그림 10은 일반적인 양자화를 수행한 결과 영상이다. 그림 6의 ART2 신경망을 이용한 양자화 방법과 비교하면 일반적인 양자화 방법이 유사 영역에 대해 세부적으로 클러스터링 되지 않음을 확인할 수 있다.

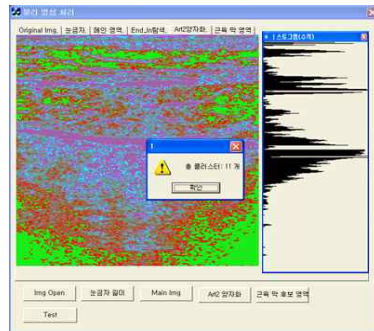


(a) 일반 양자화 레벨 5단계
(a) Step 5 of general quantization level

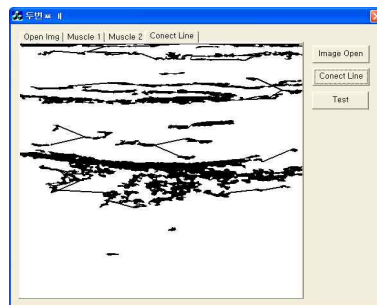


(b) 일반 양자화 레벨 10단계
(b) Step 10 of general quantization level
그림 10. 일반적인 양자화 기법 결과 영상
Fig. 10. General Quantization Result

그림 11은 근육 영역을 추출하는 과정을 나타낸 화면이다. 엔드인 탐색 기법과 ART2 기반 양자화를 이용하여 각 클러스터별 특징을 통해 근육을 추출한 영상은 그림 12와 같다. 그림 12에서 왼쪽 영상은 초음파 영상에서 주 영역을 추출한 결과 영상이고 오른쪽 영상은 주 영역에서 근육 영역을 추출한 결과 영상이다.



(a) ART2 기반 양자화 결과 화면
(a) Screen of ART2-based quantization results



(b) 근막 연결 화면
(b) Screen of Fascia Connection
그림 11. 양자화와 근막 연결 화면

Fig. 11. Sample Screen for Quantization and Fascia Connection

그림 12에서와 같이 5개의 초음파 영상에서 추출한 근육 영역에 대해 근육의 두께를 구한 결과를 표 2로 나타내었다. 표2에서 근육 막 영역의 특징이 현저히 낮은 4번째 영상을 제외하고는 모든 영상에서 근육 영역을 정확히 추출되었다.

표 2. 근육 영역 두께
Table 2. Measuring Muscle Thickness

영상번호 근육두께	1	2	3	4	5
최대(cm)	1.21	1.12	1.02	0.6	0.92
평균(cm)	0.9	0.61	0.52	0.44	0.55

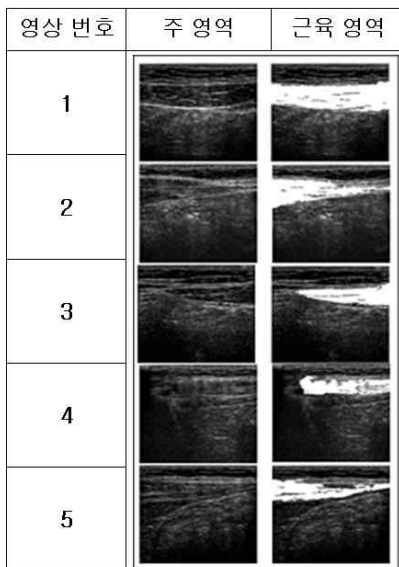


그림 12. 추출된 근육 영역
Fig. 12. Extracted Muscle Area

V. 결 론

본 논문에서는 초음파 영상에서 근육 영역을 추출하기 위해 근육 영역이 근막 영역 내부에 둘러싸여 있다는 형태학적 특징을 이용하였다. 따라서 본 논문에서는 근육 영역을 추출하기 위해 ART2 신경망을 적용하여 양자화를 수행한 후, 국부적 영역에서 근육 영역을 추출하였다. 초음파 영상에서 히스토그램 평활화와 엔드인 탐색 알고리즘을 적용하여 명암도의 분포와 밝기 값을 보정한 후, ART2 신경망을 이용하여 유사한 영역을 클러스터링 하였다. 그리고 클러스터링된 각 영역의 크기, 위치 및 명암도 정보를 분석하여 피하지방, 근막,

기타 배경 영역으로 분류하였다. 근육 영역을 탐색 위해 근막 내부 객체들 간의 거리, 각도를 이용하여 근막 영역에 둘러싸인 근육 영역을 추출하였다.

실제 초음파 영상을 대상으로 실험한 결과, 일반적인 방법으로 양자화를 수행하는 경우에는 정적으로 명암도를 그룹화하여 모든 영상에 대해 똑같이 나눠진 명암도 범위를 적용하기 때문에 근육 영역을 추출할 수 없었으나 제안된 ART2 기반 양자화 기법을 적용한 경우에는 전반적으로 근육 영역이 정확히 추출되었다. 그러나 실험에서 알 수 있듯이 초음파 영상에서 근막 영역의 경계가 잘 나타나지 않는 경우에는 근육 영역이 정확히 추출되지 않았다.

향후 연구 과제로는 단순히 근막 영역 뿐 아니라 근육 영역의 움직임과 형태학적 특징을 고려하여 더 세분화된 근육 영역을 추출할 수 있도록 개선할 것이다.

참고문헌

- [1] Kremkau, W. Frederick, "Diagnostic Ultrasound: Principles and Instruments," Ultrasound Quarterly, Vol.12, Issue 1, pp.65, December, 1994.
- [2] M. T. Van Holsbeda, J. H. Introcas, Musculoskeletal Ultrasound, Philadelphia, PA: Mosby Press, 2001.
- [3] J. A. Hides, T. Miokovic, D. L. Belavy, W. R. Staqnton, C. A. Richardson, "Ultrasound imaging assessment of abdominal muscle function during drawing-in of the abdominal wall: an intrarater reliability study," Journal of Orthopaedic & Sports Physical Therapy, Vol. 37, Issue 8, pp.480-486, August, 2007.
- [4] M. T. van Holsbeck and J. H. Intracaso, Musculoskeletal Ultrasound, Elsevier Mosby, Philadelphia, 2001.
- [5] R. M. Harley, R. W. Arthur, Computer Imaging Recipes in C, PTR Prentice-Hall, Inc, 1993.
- [6] J. H. Jeffrey, L. K. Shane, C. P. Eric, M. F. Julie, "Systematic Review of the Reliability of Rehabilitative Ultrasound Imaging for the Quantitative Assessment of the Abdominal and Lumbar Trunk Muscles," SPINE, Vol.34, No.23, pp E848-E856, November, 2009.

- [7] M. Stokes, G. Rankin, D. J. Newham, "Ultrasound imaging of lumbar multifidus muscle: normal reference ranges for measurements and practical guidance on the technique," *Manual Therapy*, Vol. 10, Issue 2, pp.116-126, May, 2005.
- [8] K. B. Kim, H. J. Park and D. H. Song, "Self Health Diagnosis System for Korean Traditional Medicine with Enhanced ART2," *Proceedings of International Workshop (Bioscience and Medical Research 2013)*, vol.33, pp.16-19, December, 2013.

저 자 소 개



김 광 백

1999: 부산대학교

전자계산학과 이학박사

1997~현재: 신라대학교

컴퓨터공학과 교수

2014~현재: 한국정보통신학회

수석부회장

2010~현재: The Open Artificial

Intelligence Journal

(USA), Editor.

현재: 한국정보통신학회

수석부회장

관심분야: 퍼지 논리, 영상 처리,

유전자 알고리즘,

의료정보시스템,

생물정보학

Email : gbkim@silla.ac.kr