

오류 역전파 알고리즘을 이용한 자기 공명 영상 자동 세그멘테이션

正會員 최 재 호*, 조 범 준**

Automatic Segmentation of Magnetic Resonance Images using Error Back-propagation Algorithm

Jae-Ho Choi*, Bum-Joon Cho** *Regular Members*

요 약

자기 공명 영상의 사용이 빈번해짐에 따라 환자의 해부학적인 정확한 정보와 이를 빠르고 효과적으로 진단하는 데 유용한 자동 영상 세그멘테이션 방법이 요구되고 있다. 본 논문에서는 오류 역전파 알고리즘으로 학습한 신경망을 이용하여 뇌의 자기 공명 영상을 자동적으로 세그멘테이션하는 방법을 제안한다. 특정 환자의 자기 공명 영상을 분할하여 학습시킨 신경망은 다른 환자의 자기 공명 영상도 자동적으로 세그멘테이션하여 뇌의 윤곽을 뚜렷하게 나타내었다.

ABSTRACT

The increased usage of Magnetic Resonance Image (MRI) requires the method for automatic segmentation of medical image that is more useful so as to diagnose the dissection information of a patient quickly and effectively through MR scans. The use of neural networks may give much help to solving the complex problems concerned the matter.

This paper proposes the new method for automatic segmentation of magnetic resonance (MR) images of the brain by using neural networks trained by back-propagation algorithm. The trained neural networks by the segmenting MR images of a patient produce an output that networks can segment MR images of the other patients automatically, too and show a clear image of the brain.

*조선대학교 대학원 컴퓨터공학과

**조선대학교 공과대학 컴퓨터공학과

論文番號: 97322-0911

接受日字: 1997年 9月 11日

I. 서론

현재의 의료환경에서 자기공명영상(Magnetic Resonance Image)은 X-Ray 영상, 초음파 영상, CT영상 등의 다른 의료 영상에 비해 환자의 해부학적 형태에 대해 더욱 정확한 정보를 제공한다.^[1] 이러한 자기공명 영상의 영상 처리 및 인식에 대한 개선이 양질의 진단과 직결되기 때문에 현재 많은 연구가 수행되고 있다. 윤곽선 및 경계선 추출, 영상 개선 등이 활발하게 연구되고 있으며 인식과 관련된 연구로는 뇌조직이나 심장과 같은 부분에서 특정 해부학적인 객체의 자동인식을 중심으로 연구가 진행되고 있다.^[2]

특히, 의료 영상 분야에서는 자동적으로 이루어지는 빠르고 정확한 이미지 세그멘테이션 기법의 적용이 환자의 진단에 많은 도움이 될 것이다.^[3] 기존의 여러 가지 이미지 세그멘테이션 방법 중 thresholding 기법은 영역의 동질성을 보장하지만 thresholding이 픽셀을 토대로 수행되기 때문에 영역에 대한 연관성이 없다. 또한 region growing이나 merging 기법은 이미지 영역을 분명하게 나타내는 몇 개의 픽셀에서 시작하여 그 픽셀이 전체 이미지를 포함할 때까지 계속 확대해 나가지만 이 픽셀의 선택에 따라 세그멘테이션의 결과가 다르게 나타난다.^{[4][5]} 본 논문에서는 오류역전과 알고리즘으로 학습시킨 신경망을 이용하여 이미지 영역의 특징들을 신경망의 목표(teaching) 패턴으로 구성하여 학습시킨 후, 나머지 입력 패턴은 학습된 결과에 의해 자동적으로 이미지 세그멘테이션이 이루어지도록 하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 이미지 세그멘테이션 알고리즘에 대한 일반적인 내용을 설명하였고 III장에서는 신경망 학습 방법인 오류 역전과 알고리즘에 대해 설명하였고, IV장에서는 신경망을 이용한 자동 이미지 세그멘테이션의 구현 과정과 실험 결과를 제시하였으며 V장에서는 결론을 나타내었다.

II. 이미지 세그멘테이션 알고리즘

일반적으로 object 한 개의 형태는 경계 혹은 그것이 차지하는 영역으로 나타낼 수 있다. 경계 정보를 이용한 형태 표시는 이미지 경계 검출이 필요하고,

영역(region)을 이용한 형태 표시는 여러개의 동질적인 영역에서의 이미지 세그멘테이션이 필요하다. 이와같이, 경계 검출과 영역 세그멘테이션은 이미지 분석에서 이원적인 접근방법이다. 이미지 영역은 각 영역마다 서로 다른 동질적인 특성(예, 강도나 구성)을 가지며, 하나의 영역과 다른 영역을 구별하는데 특징 벡터로 사용된다. 이러한 특성은 영역의 동질성을 검사하는 세그멘테이션 규칙의 절차로 사용된다.^{[7][8]} 이미지 영역 X 가 N 개의 서로 다른 영역 R_1, \dots, R_N 에서 세그먼트되었고 논리적 술어로 세그멘테이션 규칙을 $P(R)$ 로 가정하면, X 와 영역 R_1, \dots, R_N 은 이미지 평면 Z^2 의 부분집합이고 집합 X 를 부분집합 $R_i (i=1, \dots, N)$ 로 분할할 수 있으며 다음과 같은 특성을 갖는다.

$$X = \bigcup_{i=1}^N R_i \quad (1)$$

$$R_i \cap R_j = 0 \text{ for } i \neq j \quad (2)$$

$$P(R_i) = \overline{\overline{TRUE}} \text{ for } i=1, 2, \dots, N \quad (3)$$

$$P(R_i \cup R_j) = FALSE \text{ for } i \neq j \quad (4)$$

영역 $R_i (i=1, \dots, N)$ 는 수식 (1)과 같이 전체 이미지를 나타내야 하며, 서로 다른 두 개의 영역에서는 수식 (2)와 같이 결합이 없어야 한다. $P(R_i)$ 가 영역의 동질성을 보증하기 위해서는 수식(3)과 같이 각 영역 R_i 에 대해 TRUE 이어야 하며, 수식(4)와 같이 서로 다른 두 개의 이미지 영역 결합에서는 동질적이지 않은 영역과 일치될 수 있으므로 FALSE 이어야 한다.^[7]

P 의 형태와 특징은 세그멘테이션 결과에 중요한 역할을 한다. 일반적으로 P 는 $P(R, x, l)$ 와 같이 논리 술어형태로 나타낼 수 있으며, 여기에서 x 는 이미지 픽셀과 관련된 특징 벡터이고, l 는 매개변수이며 일반적으로 threshold 값이다. 텍스처의 특징은 일반적으로 특징 벡터내에 포함된다. 특징 벡터 x 가 이미지 intensity $f(k, l)$ 만으로 구성되고, threshold 벡터가 하나의 threshold T 만으로 구성된다고 가정하면 세그멘테이션 규칙은 다음과 같다.

$$P(R): f(k, l) < T \quad (5)$$

여러 가지 응용면에서 영역의 관련성은 이미지 세

그멘테이션에서 중요한 역할을 한다. 예를 들어, R 에 속하는 어떤 두 개의 픽셀 $(x_A, y_A), (x_B, y_B)$ 가 경로 $(x_A, y_A) \dots (x_{i-1}, y_{i-1}), (x_i, y_i), (x_{i+1}, y_{i+1}) \dots (x_B, y_B)$ 에 연결되었고, 픽셀 (x_i, y_i) 가 R 에 속하며 경로내에 앞의 픽셀 (x_{i-1}, y_{i-1}) 과 다음 픽셀 (x_{i+1}, y_{i+1}) 이 인접해 있다면 영역 R 은 연결되었다고 할 수 있다. 또한, 픽셀 (x_k, y_k) 가 (x_i, y_i) 의 바로 인근(adjacent)에 속해 있다면 픽셀 (x_k, y_k) 는 픽셀 (x_i, y_i) 에 인접해 있다고 말할 수 있다. 이러한 인접(neighborhoods)은 4-인접과 8-인접의 두 가지 유형으로 정의할 수 있다. 픽셀 (x, y) 의 4-인접은 수평 및 수직 인접을 포함하는 집합으로 수직(6)과 같이 나타낼 수 있으며, (x, y) 의 8-인접은 4-인접의 superset으로 수평, 수직 그리고 대각선 인접을 포함하며 수식 (7)과 같이 나타낼 수 있다. 4-인접을 사용하여 정의된 경로는 길이가 $\Delta x = \Delta y = 1$ 인 수평 및 수직 선으로 구성되며, 8-인접을 사용하는 경로는 길이가 1인 수평, 수직선과 길이가 $\sqrt{2}$ 인 대각선으로 구성된다.

$$N_4((x, y)) = \{(x+1, y), (x-1, y), (x, y+1), (x, y-1)\} \quad (6)$$

$$N_8((x, y)) = N_4((x, y)) \cup \{(x+1, y+1), (x-1, y-1), (x+1, y-1), (x-1, y+1)\} \quad (7)$$

세그멘테이션 기법은 크게 세 종류로 분류할 수 있다. 픽셀과 그 픽셀의 인접에 대한 지역적 특성을 토대로 하는 부분적인 기법, 이미지 히스토그램 같이 포괄적으로 얻어진 정보를 토대로 이미지를 세그멘트하는 전체적인 기법, 그리고 동질성과 기하학적인 근접의 개념을 사용하는 split, merge, growing 기법이 있다.^[7]

이와 같은 이미지 세그멘테이션 방법중에 전체적 기법중의 하나인 thresholding 기법은 영역의 동질성은 보장하지만 thresholding이 픽셀을 토대로 수행되기 때문에 영역에 대한 연관성이 없어지고 인접 정보 또한 고려되지 않는다. 또한, 기하학적인 근접의 개념을 사용하는 region growing이나 merging 기법은 이미지 영역을 분명하게 나타내는 몇 개의 픽셀로부터 시작하여 그 픽셀이 전체 이미지를 포함할 때까지 계속 확대해 나가지만, 이미지 영역 R_i 당 최소한 하나의 seed $s_i (i=1, 2, n)$ 를 사용자가 지정하여야 하며 이

seed의 선택에 따라 이미지 세그멘테이션의 결과가 다르게 나타난다. 따라서 본 논문에서는 신경망을 이용하여 자동적으로 이미지 세그멘테이션을 할 수 있는 방법을 제안하였다.

III. 오류 역전과 알고리즘

신경망이란 인간의 신경 조직을 모델화한 것으로서, 간단한 기능을 가진 여러개의 하는 단위 처리기 사이를 서로 대규모로 연결시킨 네트워크 형태의 구조이다. 종래의 폰 노이만 컴퓨터의 순차적인 처리 방식과는 달리 단순 기능의 처리기를 상호 병렬로 연결시켜 이들 사이의 연결강도를 조절하여 그 결과를 얻으며, 이처럼 주어진 노드들 사이의 연결 강도 값을 구하는 것을 학습이라 한다. 처리 요소들간의 상호 연결에 의한 분산 기억과 병렬처리에 의해 짧은 시간내에 오차 보정 능력이 높은 신호를 처리할 수 있을 뿐 아니라, 학습 규칙에 의해 스스로 새로운 것을 배워나갈 수 있다.^[8] 본 논문에서는 다층 퍼셉트론을 오류 역전과 알고리즘을 사용하여 학습시켰다.

오류 역전과 학습 알고리즘의 기본 원리는 입력층의 각 노드에 입력 패턴을 부여하면, 각 노드에 의해 변환되어 중간층에 전달하고 출력층에서는 신호를 출력한다. 이 출력값과 목표값을 비교하여 차이를 줄이는 방향으로 연결강도를 조절하고 상위층에서 역전파하여 하위층에서는 다시 이를 근거로 자기층의 연결강도를 조절해 간다. 주어진 입력 패턴이 출력층에 전파되면서 변환 출력 패턴을 원하는 목표패턴과 비교하여 출력된 패턴이 목표패턴과 일치하면 학습은 발생하지 않고, 일치하지 않으면 출력 패턴과 목표 패턴의 차이를 감소시키는 방향으로 연결강도를 조절하면서 학습을 반복한다.^[10] 연결강도를 변화시키기 위한 규칙은 입력과 출력의 쌍을 p 로 표시하여 수식 (8)과 같이 나타낼 수 있다.

$$\Delta_p W_{ij} = \eta \cdot (t_{pj} - o_{pj}) i_{pj} = \eta \cdot \delta_{pj} i_{pj} \quad (8)$$

여기서 $\delta_{pj} = (t_{pj} - o_{pj})$ 는 목표 출력과 실제 출력의 오차, t_{pj} 는 p 번째 목표 출력 패턴의 j 번째 요소, o_{pj} 는 p 번째 입력 패턴에 의해 산출된 실제 출력 패턴의 j 번째 요소, i_{pj} 는 p 번째 입력패턴의 i 번째 요소, Δ_p

W_{ij} 는 입력층 i 로부터 출력층 j 로의 연결 강도의 변화량, η 는 시스템 이득을 나타낸다.

연결강도를 조절하는 목적은 출력에서 나타나는 오차를 줄이기 위한 것이며, 이 오차를 수식 (9)와 같이 정의할 수 있다.

$$E_p = \frac{1}{2} \sum (t_{pj} - o_{pj})^2 \quad (9)$$

여기에서 E_p 는 입력과 출력 패턴 p 에서의 오류 측정값이고, 모든 입력패턴에 대한 오차의 측정값을 E 라 하면 $E = \sum E_p$ 로 표시할 수 있다.^{[1][12]}

본 논문에서는 다층 퍼셉트론을 3개층으로 구성하였으며, 입력층은 10×10 노드, 중간층은 40개 노드, 출력층은 10×10 개의 노드로 구성하였다.

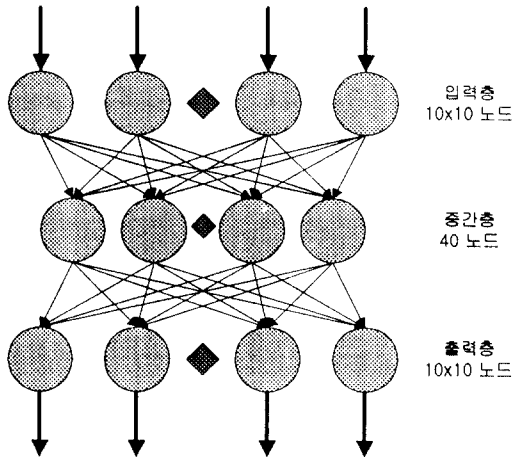


그림 1. 다층 퍼셉트론
Fig 1. Multi-layer Perceptron

IV. 실험 및 고찰

본 논문에서 제안한 신경망을 이용한 자동 이미지 세그멘테이션의 구현 방법은 그림 2와 같다.

실험에 사용된 이미지는 General Electric사의 자기 공명 영상 시스템을 이용하여 5세 어린이의 뇌를 16 비트 DICOM(Digital Imaging and Communications in Medicine) 3.0 형식의 이미지로 수집하여 256×256 픽셀을 갖는 8 비트 Gray 레벨로 변환한 20장의

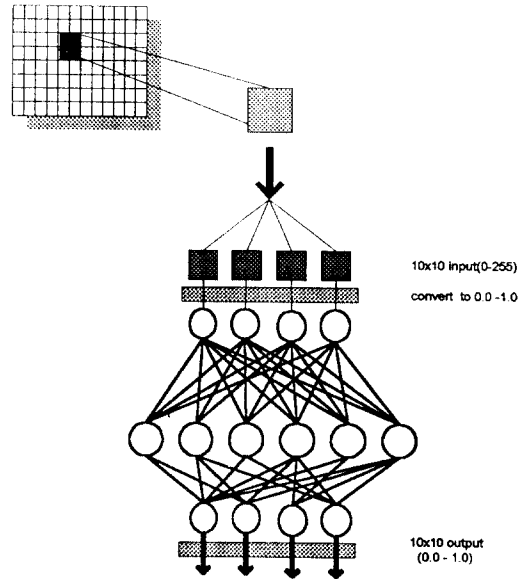


그림 2. 제안한 이미지 세그멘테이션 방법
Fig 2. Proposed Image Segmentation Method

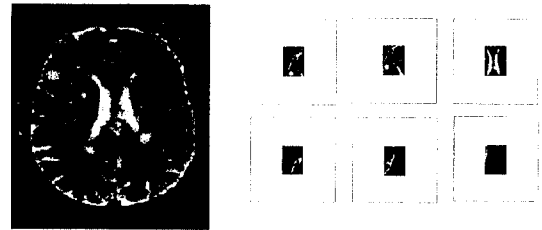


그림 3. 신경망 입력패턴 예
Fig 3. Examples Input pattern of neural network

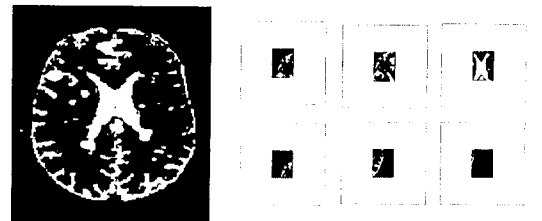


그림 4. 신경망 목표패턴 예
Fig 4. Examples Target pattern of neural network

영상을 사용하였다.

수집된 각 1장의 영상을 10×10 픽셀 윈도우로 쪼개어 재구성한 후, 20개의 영상에서 무작위로 추출한 10×10 픽셀 윈도우 크기의 200개 영상을 신경망의 입력 패턴으로 사용하였다. 입력 패턴은 thresholding 방법을 이용하여 이미지 세그멘테이션한 후 신경망의 목표 패턴으로 사용하였다.

신경망 학습은 학습 계수를 0.2, momentum 계수를 0.2로 부여하고 입력패턴에 대한 전체 오차값이 0.01 이하가 될 때까지 반복하였으며, 학습 반복 횟수와 전체 오차에 대한 그래프는 그림 5와 같다.

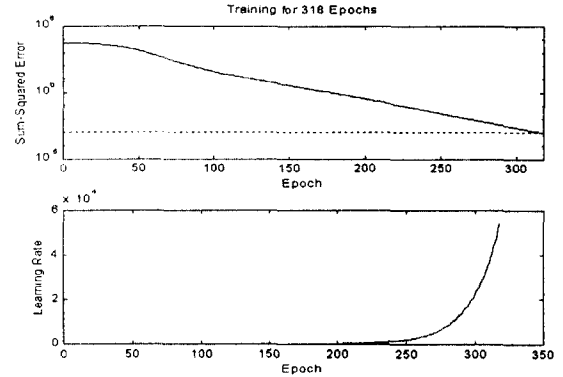


그림 5. 학습 반복 횟수와 Total Error 그래프

Fig 5. Learning iteration number and Total Error Graph

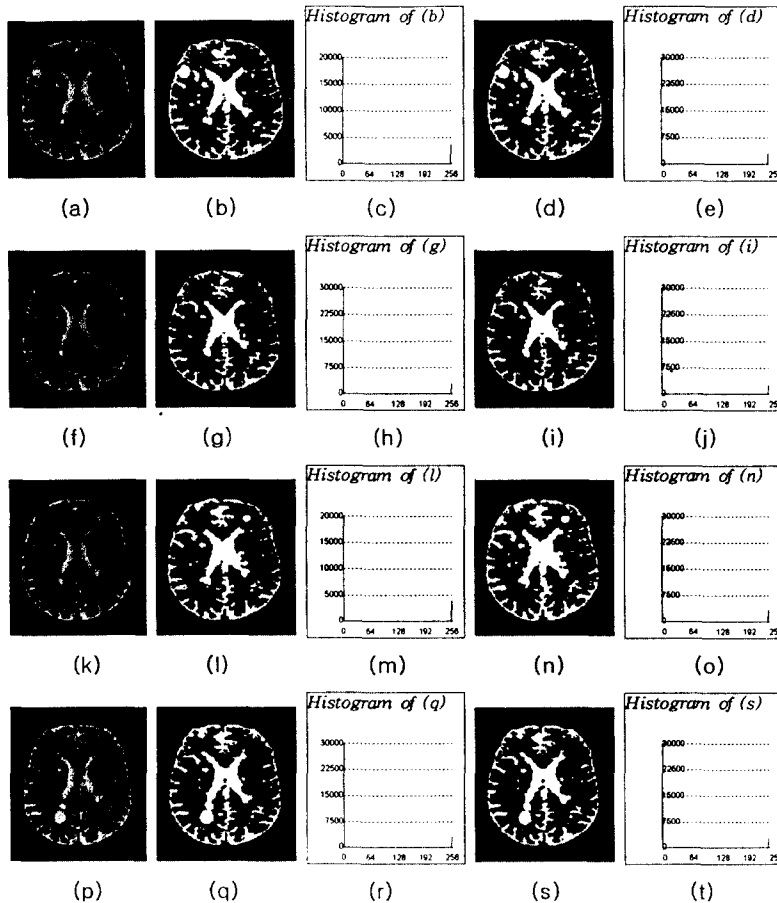


그림 6. (a), (f), (k), (p) MRI 원시 영상

(b), (g), (i), (q) thresholding을 이용한 이미지 세그멘테이션(Th = 128)

(d), (i), (n), (s) 제안한 방법을 이용한 이미지 세그멘테이션

Fig 6. (a), (f), (k), (p) MRI source images

(b), (g), (i), (q) image segmentation using thresholding(Th = 128)

(d), (i), (n), (s) image segmentation using proposed method

기존의 thresholding을 이용한 이미지 세그멘테이션 방법은 입력 영상에 따라 매번 사용자가 threshold 값을 지정해야 하며, 이 threshold값에 따라 세그멘테이션의 결과도 다르게 나타난다. 또한, 픽셀을 토대로 수행되기 때문에 영역에 대한 연관성이 없어지고 인접 정보 또한 고려되지 않는다. 본 논문에서 제안한 방법은 이같은 영역의 연관성과 인접 정보에 대한 문제를 신경망의 학습을 통해 해결할 수 있으며, 정해진 목표 패턴에 의해 학습되므로 threshold 값이나 특정 영역의 seed값을 사용자가 지정하지 않아도 되는 장점이 있다. 그러나 원시 영상의 특징을 추출하여 목표 패턴을 구성하므로 전처리 과정에 따라서 다른 결과가 나타나는 단점이 있다.

본 논문에서 제안한 신경망을 이용한 자동 세그멘테이션의 출력과 기존의 방법인 thresholding을 이용한 이미지 세그멘테이션의 출력 결과는 그림 6과 같다. threshold값은 128을 사용하였으며, 제안한 방법과 거의 같은 출력 결과를 얻었고 histogram 결과도 약 98% 정도가 같게 나타났다.

V. 결 론

본 논문에서는 신경망을 이용한 자동 이미지 세그멘테이션 방법을 제안하였으며 이를 의료 영상인 MR 이미지에 적용하였다. 기존의 이미지 세그멘테이션 방법중 thresholding 기법은 영역의 동질성을 보장하지만 thresholding이 픽셀을 토대로 수행되기 때문에 영역에 대한 연관성이 없고 인접 정보 또한 고려되지 않는다. 또한 region growing이나 merging 기법은 이미지 영역을 분명하게 나타내는 몇 개의 픽셀에서 시작하여 그 픽셀이 전체 이미지를 포함할 때까지 계속 확대해 나간다. 그러나 이미지 영역 R_i당 최소한 하나의 seed $s_i (i=1, 2, \dots, n)$ 를 사용자가 지정하여야 하며 이 seed의 선택에 따라 세그멘테이션의 결과가 다르게 나타난다.

이러한 단점을 보완하고 사용자의 수작업없이 자동적으로 이미지 세그멘테이션이 이루어지도록 이미지 영역의 특징들을 신경망의 목표(teaching) 패턴으로 구성하여 학습시킨 후, 나머지 입력 패턴은 신경망의 학습 결과에 의해 자동적으로 이미지 세그멘테이션이 이루어지도록 하였다. 제안한 방법은 기존의

이미지 세그멘테이션 방법과 같은 결과를 얻었으며 처리속도도 향상되었다. 향후, 신경망의 목표 패턴에 대한 특징 개수의 확대와 컬러 영상의 특징 추출에 대한 지속적인 연구가 필요하다.

참 고 문 헌

1. A. Deruyver, Y. Hode, and L. Soufflet, "A segmentation technique for cerebral NMR images," in *Proceedings ICIP-94*, Austin, TX, USA, 13-16 Nov., 1994, pp. 716-20.
2. Y. Hong, M. Jingtong, Z. Yan, and B. Chen, "Magnetic resonance images segmentation using optimized nearest neighbor classifiers," in *Proceedings ICIP-94*, Austin, TX, USA, 13-16 Nov., 1994, pp. 49-52.
3. Y. Wang and T. Lei. A new stochastic model-based image segmentation technique for MR images, IEEE International Conference on Image Processing, ICIP'94, 182-186, 1994.
4. S. C. Amatur, D. Piraino, and Y. Takefuji, "Optimization neural networks for the segmentation of magnetic resonance images," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 11, no. 2, pp. 215-220, 1992.
5. E. A. Ashton, M. J. Berg, K. J. Parker, J. Weisberg, C. W. Chen, and L. Ketonen, "Segmentation and features extraction techniques, with applications to biomedical images," in *Proceedings of the 1994 1st IEEE International Conference on Image Processing. Part 3 (of 3)*, Austin, TX, USA, 1994, pp. 726-739.
6. M. E. Brummer, R. M. Mersereau, R. L. Eisner, and R. R. J. Lewine, "Automatic detection of brain contours in MRI data sets," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 12, no. 2, pp. 153-166, 1993.
7. Ioannis Pita, *Digital Image Processing Algorithms*, Prentice Hall.
8. Rafael C. Gonzalez, Richard E. Woods, *Digital Image Processing*, Addison-Wesley Publishing

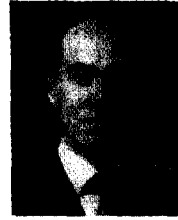
Company.

9. Zurada, Jacek M., Introduction to artificial neural system, New York, West Publishing Co., 1992.
10. James A. Freeman, David M. Skapura, Neural Networks (Algorithms, Application, and Programming Techniques), Addison-Wesley Publishing Company, California, 1991.
11. Maureen Caudill and Charles Butler, Understanding Neural Networks: Computer Explorations, MIT Press, 1992.
12. Rumelhart, D. E., Hinton, G. E. and Williams, R. J.: "Learning internal representation by error backpropagation," Parallel Distributed Processing, 1: 318~362, 1986.



최 재 호(Jae Ho Choi) 정회원
1984년 2월: 조선대학교 전산기공
학과 학사
1989년 2월: 조선대학교 전산기공
학과 석사
1997년 8월: 조선대학교 컴퓨터공
학과 박사과정 수료
1995년 3월~현재: 송원 전문대학
전자계산과 조교수

※주관심분야: 패턴인식, 영상처리



조 범 준(Bum-Joon Cho) 정회원
1980년: 조선대학교 졸업
1988년: 한양대학교 대학원 졸업
(공학박사)
1989년~1990년: University of Con-
necticut(Post-Doc)
1990년~1991년: University of Mas-
sachusetts(Post-Doc)

1980년~현재: 조선대학교 공과대학 컴퓨터공학과 교수
※주관심분야: 패턴인식, 컴퓨터 비전