영상 분할을 위한 Context Fuzzy c-Means 알고리즘을 이용한 공간 분할

Space Partition using Context Fuzzy c-Means Algorithm for Image Segmentation

노석범¹ · 안테천² · 백용선³ · 김용수¹⁺

Seok-Beom Roh, Tae-Chon Ahn, Yong-Sun Baek and Yong-Soo Kim

¹대전대학교 컴퓨터공학과

E-mail: nado@wonkwang.ac.kr, kystj@dju.kr

²원광대학교 전자 및 제어공학부

E-mail: tcahn@wonkwang.ac.kr

³대덕대학 컴퓨터웹정보과

E-mail: dodo029@ddc.ac.kr

요 약

영상 분할 (Image Segmentation)은 패턴 인식, 환경 인식, 문서 분석을 위한 영상 처리 과정에서 가장 기본적인 단계이다. 영상 분할 방법들 중 Otsu의 영상의 정규화된 히스토그램의 분포 정보를 이용하여 클래스 간의 분산을 최대화 시키는 임계치값을 결정하는 자동 임계치값 선정방법이 가장 잘 알려진 방법이다. Otsu의 방법은 영상의 전 영역에 대한 히스토그램을 분석함으로써 영상의 부분적인 특성을 반영하여 임계치값을 결정하기는 어렵다. 본 논문에서는 이 어려움 해소하기 위하여 Context Fuzzy c-Means 알고리즘을 이용하여 영상을 여러 개의 부분 영역으로 나누고, 정의된 부 영역에 영상 분할 기법을 적용함으로써 부 영역들에 적합한 여러 개의 임계치값을 계산함으로써 영상 분할 성능을 개선하고자 하였다.

키워드 : 영상분할, Otsu 임계화 방법, Context Fuzzy c-Means 알고리즘, 공간분할

Abstract

Image segmentation is the basic step in the field of the image processing for pattern recognition, environment recognition, and context analysis. The Otsu's automatic threshold selection, which determines the optimal threshold value to maximize the between class scatter using the distribution information of the normalized histogram of a image, is the famous method among the various image segmentation methods. For the automatic threshold selection proposed by Otsu, it is difficult to determine the optimal threshold value by considering the sub-region characteristic of the image because the Otsu's algorithm analyzes the global histogram of a image. In this paper, to alleviate this difficulty of Otsu's image segmentation algorithm and to improve image segmentation capability, the original image is divided into several sub-images by using context fuzzy c-means algorithm. The proposed fuzzy Otsu threshold algorithm is applied to the divided sub-images and the several threshold values are obtained.

Key Words : Image segmentation, Otsu threshold method, Context fuzzy c-means algorithm, Space partition

1. 서 론

접수일자 : 2010년 4월 3일

완료일자 : 2010년 5월 24일

본 논문은 본 학회 2010년도 춘계 학술대회에서 선정된 우수논문입니다.

감사의 글 : 이 논문 또는 저서는 2009년 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임.[NRF-2009-351-D00074]

+ : 교신저자

IT 기술의 발달로 인하여 영상 처리는 우주 과학, 영상 산업, 머신 비전, 의료, 군사 및 보안 분야와 같은 다양한 분야에 활용되고 있다. 이러한 영상 처리의 기본 과정이라 할 수 있는 영상 분할 알고리즘은 주어진 영상을 유사한 특징을 보이는 다수의 부영역들로 나누기 위한 과정으로 영상 인식의 성능 개선에 중요한 영향을 미치게 된다.

자동 영상 분할을 위한 방법으로는 임계화 방법을 기반으로 한 연구가 진행되어 오고 있으며, 임계화 방법은 크게 히스토그램을 이용한 방법[1, 2], 측정공간의 군집화에 의한 방법[3, 4], 엔트로피를 이용하는 방법[5, 6], 객체의 속성을 이용하는 방법[7, 8], 공간의 상관관계를 이용하는 방법[9,

10]과 국부적 그레이 표면을 이용하는 방법[11, 12]으로 분류된다. 위에 열거한 임계화 방법들 중에서 히스토그램을 이용한 방법으로 Otsu가 제안한 Otsu 임계화 알고리즘[13]이 대표적인 방법으로 알려져 있으며, Otsu의 임계화 방법은 클래스들 사이의 분산(Between-class Variance)을 최대화 시키는 최적의 임계치값을 찾는 방법이다[14].

Otsu 임계화 방법은 패턴인식이나 문서분석과 같은 영상 처리의 성능을 개선시키는 우수한 방법으로 알려져 있다[15].

그러나 Otsu 임계화 방법은 전체 영상의 히스토그램을 분석하여 클래스 사이의 분산을 최대화 시키는 최적의 임계치값을 결정하는 방법이기 때문에 히스토그램의 지역적 특성을 분석할 수 없다는 단점이 있다. 본 논문에서는 전역적 영상영역을 고려하는 Otsu 임계화 방법을 변형하여 지역적 영상영역을 설정하고 정의된 지역 영상 영역에서 변형된 퍼지 Otsu의 임계화 방법을 적용하여 영상 분할의 성능을 개선하고자 한다.

전역 영상을 지역 영상으로 분할하기 위하여 Pedrycz가 제안한 Context Fuzzy c-Means (CFCM) 알고리즘 [16]을 적용하였고, CFCM 알고리즘에 의해 분할된 지역 영역은 퍼지 공간으로 정의되기 때문에 기존의 Otsu 임계화 방법은 적용할 수 없으며, 이를 해결하기 위해 퍼지 Otsu 임계화 방법을 제안하였다. 제안된 퍼지 Otsu 임계화 방법의 성능을 평가하기 위하여 KMAC사에서 제공한 실제 영상을 이용하여 제안된 알고리즘의 성능을 평가하였다.

2. Context Fuzzy c-Means 알고리즘

Context 클러스터링 기법에서 데이터 패턴 $\mathbf{x}_k$ 는 출력공간상에서 정의된 임의의 언어적 변수에 의해 얻어진 부가적인 정보와 입력공간상에서의 데이터 패턴들의 분포를 고려하여 분류되어진다. 출력 공간상에서 얻어진 부가적인 정보인 context와 얻어진 부가적인 정보를 이용하여 입력공간에서 입력 데이터 패턴을 분석하여 얻은 클러스터와의 관계는 그림 1과 같다.

그림 1. Context 기반 클러스터링
Fig. 1. Context based Clustering

그림 1에 보인 것과 같이 출력 공간에서 출력변수의 데

이터 패턴들의 분포를 분석하여 context를 정의한다. 출력공간상에서 정의된 context는 언어적 변수인 퍼지 집합 B로 표현되며 식(1)과 같이 정의된다.

$$B : R \rightarrow [0,1] \quad (1)$$

출력패턴 y_k 가 퍼지 집합 B에 소속되는 소속정도를 나타내는 f_k 는 식(2)과 같이 정의된다. f_k 는 부가적 정보인 context의 멤버십 함수를 의미한다.

$$f_k = B(y_k), \quad 1 \leq k \leq n \quad (2)$$

CFCM 기법을 위한 목적함수는 일반적인 FCM 알고리즘의 목적함수와 동일하며 식(3)과 같이 정의된다.

$$J_l = \sum_{j=1}^r \sum_{k=1}^n (\mu_{jk}^l)^p \cdot \|\mathbf{x}_k - \mathbf{v}_j^l\|^2, \quad 1 \leq l \leq C \quad (3)$$

여기서 J_l 은 l번째 context (출력공간상에 정의된 퍼지 집합)에서 정의된 목적함수를 의미하며, μ_{jk}^l 은 l번째 context에서 정의된 소속정도를 나타내는 행렬의 요소를 의미한다. $\mathbf{v}_j^l$ 은 l번째 context에서 얻어진 j번째 클러스터의 대표값을 의미한다. C와 r은 각각 출력 공간상에서 정의된 context의 개수와 각 context와 연관된 입력공간상에 정의된 클러스터의 수를 의미한다.

기존의 FCM과 동일한 목적함수를 사용하는 CFCM의 제한 조건은 FCM의 제한 조건과 다르다. FCM의 제한 조건은 식(4)과 같이 정의 되지만 CFCM의 제한 조건은 식(5)와 같이 정의된다.

$$\sum_{j=1}^r u_{jk} = 1, \quad 1 \leq k \leq n \quad (4)$$

$$\sum_{j=1}^r u_{jk}^l = f_k^l, \quad 1 \leq k \leq n \quad (5-1)$$

$$f_k^l = B_l(y_k) \quad (5-2)$$

여기서, B_l 은 출력공간상에서 정의된 l번째 언어적 변수를 의미하며 퍼지 집합으로 정의된다.

제한 조건인 식(5)를 만족하며 목적함수인 식(3)을 최소화 시키는 최적화 문제는 식(6)과 같이 정의한다.

$$\min_{U, \mathbf{v}} J_l \text{ subject to } \sum_{j=1}^r u_{jk}^l = f_k^l \quad (6)$$

최적화 문제인 식(6)을 최소화하기 위해 반복적 방법을 이용하여 얻어진 partition matrix $U = [u_{ij}^l]$ 와 각 클러스터의 대표값은 식(7)와 식(8)과 같이 구할 수 있다.

$$\Phi_i^l(\mathbf{x}_k) = u_{ik}^l = \frac{f_k^l}{\sum_{j=1}^C \left(\frac{\|\mathbf{x}_k - \mathbf{v}_i^l\|}{\|\mathbf{x}_k - \mathbf{v}_j^l\|} \right)^{2/(p-1)}} \quad (7)$$

여기서, Φ_i^l 은 l번째 context와 관련된 i번째 클러스터의 멤버십 함수를 의미한다.

$$v_i^l = \frac{\sum_{k=1}^n (u_{ik}^l)^p \cdot x_k}{\sum_{k=1}^n (u_{ik}^l)^p} \quad (8)$$

3. Context Fuzzy c-Means 알고리즘을 이용한 공간 분할

전역영상을 비슷한 명암도를 갖는 부분영역으로 분할하여 보다 정확한 영상 분할 작업을 수행하기 위해서는 부분영역을 어떻게 정의하는가에 따라 성능이 좌우된다. 일반적으로 가장 간단한 공간 분할 방법은 균등하게 분할하는 방법으로 그림 2와 같이 각 축을 일정한 크기로 격자 분할하는 것이다.

그림 2에 보인 균등하게 분할하는 방법은 단순하여 공간 분할을 위한 추가적인 계산이 적은 방법이지만 영상이 가지고 정보들을 고려할 수 없다는 단점도 가지고 있는 방법이다. 이와 같이 공간을 균등하게 분할하는 방법의 단점, 다시 말하면 영상 정보를 활용하여 공간 분할을 할 수 없다는 점,을 해결하기 위하여 본 논문에서는 CFCM을 이용한 공간 분할 방법을 제안하였다.

일반적으로 입력 공간 분할을 위해 적용되는 퍼지 공간 분할 방법은 고전적인 Fuzzy c-Means 알고리즘이다. 그러나 영상 분할의 경우에는 화소들의 위치가 균일하게 분포하기 때문에 입력 공간상에 데이터 패턴들의 분포를 파악하는 방법인 FCM 방법으로는 영상이 가지고 있는 정보를 파악해 내기가 어렵다.

그림 2. 균등하게 분할된 공간
Fig. 2. Evenly Partitioned Space

다른 방법으로 영상의 히스토그램의 분포를 FCM으로 분석하는 방법이 있지만, 이 방법은 히스토그램 공간상에서 유효한 방법이며, 실제 영상을 분할하기 위한 방법으로는 적합하지 않다. 그러나 FCM을 이용한 영상 히스토그램 분포 분석은 영상의 기본적인 정보를 추출하기 위한 방법으로 써는 적절하다. FCM을 이용하여 영상의 히스토그램 분포 분석을 통해서 얻어진 정보를 이용하여 영상의 공간 분할을 수행한다. 이 과정에서 히스토그램 공간에서 얻어진 정보를 실제 영상 화소 공간으로 투영하기 위하여 CFCM을 적용한다. FCM을 이용하여 얻은 영상의 히스토그램 공간상의

언어적 정보를 식(1)과 같이 정의 할 수 있다. 히스토그램 공간상에서 정의된 언어적 정보를 이용하여 식(7)과 식(8)을 적용하여 영상 공간에서 각 클러스터(cluster 또는 sub-space)의 대표값과 멤버십 함수의 값을 얻을 수 있다. 식(7)과 식(8)에 의해 얻어진 언어적 정보는 영상을 퍼지 분할하여 얻어지는 퍼지 공간으로 해석되어진다.

그림 3은 그림 2에 보인 영상의 히스토그램을 보인 것이다.

그림 3. 히스토그램.
Fig. 3. Histogram.

CFCM을 이용한 영상 공간 분할 알고리즘을 요약하면 아래와 같다.

- step 1. 영상의 히스토그램을 추출한다.
- step 2. 추출된 히스토그램 공간상에서 Fuzzy c-Means 알고리즘을 수행한다(그림 4 참조).
- step 3. step 2에서 얻은 B_1 (그림 4의 Linguistic Context 1)과 B_2 (그림 4의 Linguistic Context 2)을 이용하여 제한 조건 식(2)를 구성한다.
- step 4. step 3에서 정의된 제한 조건을 만족하며 식(6)을 최소화 시킬 수 있는 클러스터의 대표값과 멤버십 함수의 값을 (7)과 (8)을 이용하여 구한다.

그림 4. FCM을 이용한 Context 정보 추출.
Fig. 4. Extraction of Context Information by using FCM.

그림 5는 CFCM을 이용하여 퍼지 분할된 공간을 나타낸다.

그림 5. CFCM에 의해 분할된 부분공간.
Fig. 5. Subspace partitioned by CFCM.

4. 퍼지 Otsu 임계화 알고리즘

일반적인 Otsu 임계화 알고리즘은 전역 영상의 히스토그램을 분석하여 클래스 사이의 분산을 최대화 하는 최적의 임계치값을 결정한다. 본 논문에서 제안된 공간 분할 방법은 crisp 집합을 이용하지 않고 퍼지 집합을 이용하여 공간 분할을 수행함으로써, 제안된 공간 분할 방식에 의해 정의된 공간들은 퍼지 집합으로 정의된다.

퍼지 공간으로 분할된 부분공간에서는 일반적인 Otsu 임계화 알고리즘을 적용할 수 없으며, 이를 해결하기 위해서 퍼지 Otsu 임계화 알고리즘을 제안하였다. 주어진 영상이 L 개의 명암도 $[1, 2, \dots, L]$ 의 화소로 구성되어 있다고 가정한다. 주어진 영상에서 1번째 부분 공간에서 화소의 밝기가 i 일 확률은 식(9)와 같다.

$$p_{il} = \frac{\sum_{j=1}^N u_{jl} \cdot \delta(x_j - i)}{\sum_{j=1}^N u_{jl}} \quad (9)$$

$$\delta(a) = \begin{cases} 1 & \text{if } a = 0 \\ 0 & \text{if } a \neq 0 \end{cases} \quad (9-1)$$

$$\sum_{i=1}^L p_{il} = \frac{\sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^N u_{jl} \cdot \delta(x_j - i)}{\sum_{j=1}^N u_{jl}} = 1 \quad (10)$$

여기서, u_{jl} 는 1번째 부분 공간에서 j 번째 화소의 퍼지 소속도를 의미하며, 식(7)을 통해 얻을 수 있다. x_j 는 j 번째 화소의 명암도를 의미하고, N 은 영상의 총 화소 수를 나타낸다.

입력영상이 배경과 물체라는 두 개의 level을 가진 클래스로 나눌 수 있다면, 각 화소들은 명암도 $[1, 2, \dots, t]$ 에

속하는 클래스 C_1 과 $[t+1, t+2, \dots, L]$ 에 속하는 C_2 클래스로 나눌 수 있다. 따라서 부분 공간 1에서 두 클래스에 대한 명암도의 확률분포는 식(11)과 식(12)와 같다.

$$w_{1l}(t_l) = \sum_{i=1}^{t_l} p_{il} \quad (11)$$

$$w_{2l}(t_l) = \sum_{i=t_l+1}^L p_{il} \quad (12)$$

클래스 C_{1l} 과 C_{2l} 의 평균은 각각 식(13), 식(14)와 같다.

$$\mu_{1l}(t_l) = \frac{\sum_{i=1}^{t_l} i \cdot p_{il}}{\sum_{i=1}^{t_l} p_{il}} = \frac{\sum_{i=1}^{t_l} i \cdot p_{il}}{w_{1l}(t_l)} \quad (13)$$

$$\mu_{2l}(t_l) = \frac{\sum_{i=t_l+1}^L i \cdot p_{il}}{\sum_{i=t_l+1}^L p_{il}} = \frac{\sum_{i=t_l+1}^L i \cdot p_{il}}{w_{2l}(t_l)} \quad (14)$$

부분공간 1에서 영상의 히스토그램의 전체 평균은 식(15)와 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} \mu_{Tl} &= \frac{\sum_{i=1}^L i \cdot p_{il}}{\sum_{i=1}^L p_{il}} = \sum_{i=1}^L i \cdot p_{il} \\ &= \mu_{1l} \cdot w_{1l}(t_l) + \mu_{2l} \cdot w_{2l}(t_l) \end{aligned} \quad (15)$$

부분공간 1에서 최적의 임계치값 t_l 을 찾기 위한 목적함수는 식(16)과 같다.

$$\eta = \frac{v_{Bl}^2}{v_{tl}^2} \quad (16)$$

$$\text{여기서, } v_{Bl}^2 = w_{1l} \cdot (\mu_{1l} - \mu_{Tl})^2 + w_{2l} \cdot (\mu_{2l} - \mu_{Tl})^2$$

분할된 부분 공간마다 식(16)과 같이 정의된 목적함수를 최소화하는 최적의 임계치값 t_l 가 얻어진다.

각각의 분할된 부분공간에 퍼지 Otsu 임계화 알고리즘을 적용하여 얻은 C 개의 최적의 임계치값을 이용하여 전역 영상을 물체와 배경으로 분할하여야 한다.

이때 아래와 같은 퍼지 규칙을 이용하여 전역 영상을 분할하기 위한 임계치값을 추정한다.

$$\begin{aligned} \text{Rule 1: if } x \text{ is involved in } A_1 \text{ then } t^* &= t_1 \\ \text{Rule 2: if } x \text{ is involved in } A_2 \text{ then } t^* &= t_2 \end{aligned} \quad (17)$$

⋮

$$\text{Rule } n: \text{ if } x \text{ is involved in } A_n \text{ then } t^* = t_n$$

여기서, x 는 화소의 좌표를 의미하며, n 은 부분공간의 수를 나타내고, A_j 는 j 번째 부분공간을 의미한다. t_j 는 j 번째 부분 공간에서 식(16) 최소화하는 최적의 임계치값을 의미한다.

퍼지 규칙 (17)을 통해 추정된 최종 임계치값은 식(18)과

같이 구할 수 있다.

$$t^* = \frac{\sum_{k=1}^n u_k \cdot t_k}{\sum_{k=1}^n u_k} \quad (18)$$

여기서, u_k 는 입력 x 가 k 번째 부분공간에 소속된 정도를 나타낸다.

5. 시뮬레이션 및 결과 고찰

본 논문에서 제안된 공간 분할 방법과 제안된 퍼지 Otsu 임계화 알고리즘의 성능을 평가하기 위하여 KMAC사에서 제공한 2개의 실제 영상을 이용하여 실험하였다.

5.1 Image 1

그림 6은 실험에 이용된 첫 번째 영상을 나타낸다.

그림 6. 실제 영상 [KMAC사 제공].
Fig. 6. Real Image 1.

그림 7은 전형적인 Otsu 임계화 알고리즘을 이용하여 영상 분할한 영상이다.

그림 7. Otsu 임계화 알고리즘에 의해 영상 분할된 영상.
Fig. 7. Segmented image by Otsu thresholding algorithm.

그림 8은 Context의 수가 2개이며, 공간 분할을 위한 클러스터의 개수에 따라서 제안된 방법에 의해 분할된 결과 영상들을 보여준다.

그림 8. 제안된 방법에 의해 영상 분할된 영상.
Fig. 8. Segmented image by proposed algorithm.

그림 9는 Context의 수가 3개이며, 공간 분할을 위한 클러스터의 개수에 따라서 제안된 방법에 의해 분할된 결과 영상들을 보여준다.

그림 9. 제안된 방법에 의해 영상 분할된 영상.
Fig. 9. Segmented image by proposed algorithm.

5.2 Image 2

그림 10은 실험에 이용된 두 번째 영상을 나타낸다.

그림 10. 실제 영상 [KMAC사 제공].
Fig. 10. Real Image 2.

그림 11은 전형적인 Otsu 임계화 알고리즘을 이용하여 영상 분할한 영상이다.

그림 11. Otsu 임계화 알고리즘에 의해 영상 분할된 영상.
Fig. 11. Segmented image by Otsu thresholding algorithm.

그림 12는 Context의 수가 2개이며, 공간 분할을 위한 클러스터의 개수에 따라서 제안된 방법에 의해 분할된 결과 영상들을 보여준다.

그림 12. 제안된 방법에 의해 영상 분할된 영상.
Fig. 12. Segmented image by proposed algorithm.

그림 13은 Context의 수가 3개이며, 공간 분할을 위한 클러스터의 개수에 따라서 제안된 방법에 의해 분할된 결과 영상들을 보여준다.

그림 12와 13을 비교하면 히스토그램 공간을 분석하여 얻은 Context의 수가 2개인 경우보다 Context의 수가 3인 경우의 영상 분할의 결과가 우수한 것으로 판단된다.

그림 13. 제안된 방법에 의해 영상 분할된 영상.
Fig. 13. Segmented image by proposed algorithm.

6. 결 론

본 논문에서는 공간 분할을 위하여 Context Fuzzy c-Means 알고리즘을 적용하였고, 퍼지 분할된 영역에서 영상 분할을 위하여 퍼지 Otsu 임계화 알고리즘을 제안하였다. 제안된 퍼지 Otsu 임계화 알고리즘을 통해 얻어진 부분 공간 상의 최적의 임계값을 전역 공간으로 확장하기 위하여 퍼지 규칙을 구성하여 전역 공간상에 적용 할 수 있는 임계값을 추론 할 수 있게 되었다.

제안된 알고리즘의 성능을 평가하기 위하여 실제 영상 장비를 사용하여 획득한 영상을 이용하여 기존의 Otsu 임계화 방법과 영상 분할 성능을 비교 하였고, 기존의 Otsu 임계화 방법에 비해 우수한 분할 성능을 보임을 알 수 있었다.

참 고 문 헌

- [1] A. Rosenfeld and P. De la Torre, "Histogram concavity analysis as an aid in threshold selection," *IEEE Trans. on Syst. Man Cybern.*, Vol. SMC-13, pp. 231-235, 1983.
- [2] R. Guo and S. M. Pandit, "Automatic threshold selection based on histogram modes and a discriminant criterion," *Mach. Vision Appl.*, Vol. 10, pp. 331-338, 1998.
- [3] J. Kitter and J. Illingworth, "On thresholding selection using clustering criteria," *IEEE Transaction on Syst. Man Cybern.*, Vol. SMC-15, pp. 652-655, 1985.
- [4] C. V. Jawahar, P. K. Biswas, and A. K. Ray, "Investigations on fuzzy thresholding based on fuzzy clustering," *Pattern Recognition*, Vol. 30, No. 10, pp. 1605-1613, 1997.
- [5] J. C. Yen, F. J. Chang, and S. Chang, "A new criterion for automatic multilevel thresholding,"

- IEEE Trans. on Image Process*, Vol. IP-4, pp. 370-378, 1995.
- [6] N. P. Pal, "On minimum cross-entropy measure as a means of image thresholding," *Pattern Recognition*, Vol. 29, No. 4, pp. 575-580, 1996.
- [7] A. Pikaz and A. Averbuch, "Digital image thresholding based on topological stable state," *Pattern Recognition*, Vol. 29, pp. 829-843, 1996.
- [8] K. Ramar, S. Arunigam, S. N. Sivanandam, L. Ganesan, and D. Manimegalai, "Quantitative fuzzy measure," *ICPR 2000: Intl. Conf. Pattern Recognition Letter*, Vol. 21, pp.1-7, 2000.
- [9] W. N. Lie, "An efficient threshold-evaluation algorithm for image segmentation based on spatial gray level concurrences," *Signal Process*, Vol. 33, pp. 121-126, 1993.
- [10] H. D. Cheng and Y. H. Chem, "Fuzzy partition of two-dimensional histogram and its application to thresholding," *Pattern Recognition*, Vol. 32, pp. 825-843, 1999.
- [11] J. Sauvola and M. Pietaksinen, "Adaptive document image binarization," *Pattern Recognition*, Vol. 33, pp. 225-236, 2000.
- [12] Y. Yasuda, M. Dubois, and T. S. Huang, "Data compression for check processing machines," *Proc. IEEE*, Vol. 68, pp. 874-885, 1980.
- [13] N. Otsu, "A threshold selection method from gray-level histogram," *IEEE Trans. on Syst. Man Cybern.*, Vol. SMC-9, No. 1, pp. 62-66, 1979.
- [14] A.K. Jain, P. W. Duin, and J. Mao, "Statistical pattern recognition: a review," *IEEE Trans. on Pattern Anal. Mach. Intell.*, Vol. 22, No. 1, pp. 4-37, 2000.
- [15] B. Sankur and M. Sezgin, "Survey over image thresholding techniques and quantitative and quantitative performance evaluation," *Journal of Electronic Imaging*, Vol. 13, No. 1, pp. 146-165, 2004.
- [16] W. Pedrycz, "Conditional fuzzy clustering in the design of radial basis function neural networks," *IEEE Trans. on Neural Network*, Vol. 9, No. 4, pp. 601 - 612, 1998.

저 자 소 개

노석범(Seok-Beom Roh)

1994년 : 원광대 제어계측공학과 졸업
 1996년 : 동 대학 컴퓨터 공학과 졸업(석사)
 2006년 : 동 대학 제어계측공학과 졸업(박사)
 2006년~2009년 : 원광대학교학술연구교수
 2009년~현재 : 대전대학교 Post-Doc

관심분야 : Machine Learning, Computational Intelligence, Statistical learning, Pattern Recognition

Phone : (063) 850-6344

Fax : (063) 853-2196

E-mail : nado@wonkwang.ac.kr

안태천(Tae-Chon Ahn)

1976년 : 연세대 전기공학과 졸업
 1980년 : 동대학원 전기공학과 졸업(석사)
 1986년 : 동대학원 전기공학과 졸업(박사)
 1987년~1988년 : Uppsala 대학 방문교수
 1996년~1997년 : Georgia 공대 방문교수
 2008년~2009년 : Alberta 대학 방문교수
 1981년~현재 : 원광대학교 전자 및 제어공학부 교수.

관심분야 : System Modeling and Knowledge Discovery, Data Mining and Machine Learning, Bio-inspired Optimizations, Information Data Classifiers, Computational Intelligence

Phone : (063) 850-6344

Fax : (063) 853-2196

E-mail : tcahn@wonkwang.ac.kr

백용선(Yong-Sun Baek)

1998년 : 우송대학교 컴퓨터공학과 공학사
 1999년 : 대전대학교 대학원 컴퓨터공학과 공학석사
 2003년~현재 : 대덕대학 컴퓨터웹정보과 초빙교수
 2009년 : 대전대학교 대학원 컴퓨터공학과 박사

관심분야 : 신경회로망, 퍼지 논리 등

Phone : +82-42-866-0394

Fax : +82-42-866-0399

E-mail : dodo029@ddc.ac.kr

김용수(Yong-Soo Kim)

1981년 : 연세대학교 전기공학과 공학사
 1983년 : KAIST 전기 및 전자공학과 공학석사
 1986년 : 삼성전자 종합연구소 주임연구원
 1993년 : Texas Tech Univ. 공학박사
 1995년~현재 : 대전대학교 컴퓨터공학과 교수

관심분야 : 신경회로망, 퍼지 논리, 패턴인식, 영상처리, 침입탐지 등

Phone : +82-42-280-2547

Fax : +82-42-284-0109

E-mail : kystj@dju.kr