

논문 2009-5-23

## 영상분할을 위한 혼합 가우시안 함수 임계 값 결정

## Decision of Gaussian Function Threshold for Image Segmentation

정용규\*, 최규석\*\*, 허고은\*\*\*

Yong-Gyu Jung, Gyoo-Seok Choi, Go-Eun Heo

요 약 영상분할의 대부분의 방법들은 각 화소에서 관측되는 특징벡터로 표현하며 이들에 대하여 적절한 확률모형을 가정하게 된다. 이들 확률 모형을 결정하는 파라미터들을 통계적 방법으로 추정하여 이용하거나 각 특징 벡터간의 유사 도를 기반으로 하는 군집 알고리즘을 사용하여 분할을 수행하는 방법들을 이용한다. 이의 대표적인 방법인 EM 알고리즘은 불완전한 데이터에서 미지의 파라미터에 대한 최대 우도를 계산하는 경우나 사후 확률 분포의 최대 값을 구하는 문제 등의 응용 분야가 매우 다양하지만 몇 가지의 구조적 문제점을 가지고 있다. 먼저 추정량의 성능이 시작 점에 크게 의존한다는 것이며 따라서 우도 함수가 국부적 최대 값에 수렴한다는 것이다. 이러한 문제점을 해결하기 위하여 영상의 모든 레벨 값을 중심으로 형성된 가우시안 함수와 원 영상의 히스토그램을 혼합하여 영상의 새로운 히스토그램을 통해 임계 값을 설정하는 최적화된 영상분할 기법을 제시한다. 제안된 알고리즘은 MFC를 통해 구현하였으며 영상을 임계 값의 개수에 따라 다양하게 나누어 보았을 때 에지부분이 선명하게 나타나며 세밀하고 정확한 영상으로 분할됨을 확인할 수 있다.

**Abstract** Most image segmentation methods are to represent observed feature vectors at each pixel, which are assumed as appropriated probability models. These models can be used by statistical estimating or likelihood clustering algorithms of feature vectors. EM algorithms have some calculation problems of maximum likelihood for unknown parameters from incomplete data and maximum value in post probability distribution. First, the performance is dependent upon starting positions and likelihood functions are converged on local maximum values. To solve these problems, we mixed the Gaussian function and histogram at all the level values at the image, which are proposed most suitable image segmentation methods. This proposed algorithms are confirmed to classify most edges clearly and variously, which are implemented to MFC programs.

**Key Words** : Mixed Histogram, EM Algorithm, maximum likelihood, posterior probability distribution

## I. 서 론

군집화 기법은 데이터마이닝의 주요 기법 중 하나로써 많은 데이터들을 비슷한 성격의 데이터들로 구분하는 알고리즘이다. 군집화 알고리즘의 대표적인 예로 K-means와 EM알고리즘을 들 수 있는데, 초기조건을 임의적으로 형성하는 EM알고리즘의 경우에는 매 번 수렴

된 결과가 각각 다르게 나타나며 이것은 전체 우도함수가 초기조건에 의존한 국부적인 최대가 되는 것을 의미한다. 이와 같이 일관성이 부족한 집단으로 수렴된 결과를 사용하여 영상을 분류할 때에는 정확도가 떨어지게 되어 효율적인 분할영상을 이루어 낼 수 없다. 이러한 문제점을 해결하기 위해 적용하고자 하는 영상의 모든 픽셀 값에 따른 가우시안 함수를 형성하여 원 히스토그램과 결합한 혼합 가우시안 분포를 이용하여 임계 값에 따른 효율적인 영상 분할을 이루어 낼 수 있다. 영상에서 얻어진 데이터 중에서 같은 속성을 가지는 데이터를 병

\*중신회원, 을지대학교 의료산업학부

\*\*중신회원, 청운대학교 컴퓨터학과(교신저자)

\*\*\*정회원, 을지대학교 의료산업학부

접수일자 2009.8.20, 수정일자 2009.9.25

합하여 집합화 하는 영상 분할기법을 사용하여 개선된 EM알고리즘을 실험하였다. 영상 분할의 궁극적인 목적은 비슷한 특징을 가지는 각 객체를 추출하며, 영상을 동일한 몇 개의 영역으로 분리하는 것이다. 영상분할의 응용은 로봇, 인체 및 의학진단과 치료 등 다양한 분야로 적용되어가고 있다. 영상의 화소에서 발견되는 특징 벡터간의 유사 도를 기반으로 하는 군집알고리즘을 사용하여 효과적인 영상의 분할을 이루어 낸다.

## II. 관련 연구

### 2.1 군집화

군집화 분석이란 객체와 그들 간의 관계를 기술하는 데이터 내에서 발견된 정보들을 근간으로 데이터 객체들을 그룹으로 만드는 것이다. 같은 그룹에 속한 객체들의 유사성은 높이고, 다른 그룹의 객체들과의 차이점을 벌리는 것이 목적이며, 그룹 내 객체 간의 유사성과 그룹 간의 차이점을 높일수록 군집화는 점점 뚜렷해진다. 군집화는 각 객체들에게 분류 명칭을 생성한다는 점에서 일종의 분류화로 볼 수도 있지만 선형모델을 통해 이미 나누어진 집단에서 어디에 포함될 것인지를 분석하는 supervised 학습인 분류법과는 달리 군집화기법은 관측된 데이터를 기초해 내재된 규칙과 거리를 찾아내 집단을 몇 개로 나누는 기법으로 unsupervised 학습으로 알려져 있다. 군집 알고리즘은 접근 방식에 따라 크게 프로토타입 기반의 군집화, 밀도기반의 군집화, 그래프기반의 군집화로 나뉜다.

### 2.2 K-means 군집화

K-means 군집화는 프로토타입 기반의 분할 군집화 기법으로서 각 군집은 중심점으로 표현되며 사용자가 지정한 개수의 군집들(K)를 찾기 위한 알고리즘이다.

표 1. K-means 알고리즘  
Table 1. K-means Algorithm

|   |
|---|
| <ol style="list-style-type: none"> <li>1: K개의 점들을 초기 중심점으로 선택한다.</li> <li>2: repeat</li> <li>3: 각 점을 가까운 중심점에 할당함으로써 K개의 군집을 형성한다.</li> <li>4: 각 군집의 중심점을 다시 계산한다.</li> <li>5: until 중심점이 바뀌지 않을 때까지</li> </ol> |
|---|

K-means 군집화는 보통 점들의 그룹의 평균이 되는 중심점을 군집의 프로토타입으로 정의하고, 연속적인 n 차원 공간의 객체에 일반적으로 적용된다. 알고리즘은 다음의 표 1.과 같이 표현된다. 그림 1.과 같이 K-means 알고리즘을 구현한 결과를 보면, 선택된 초기의 중심점 K를 중심으로 중심점이 이동함을 볼 수 있다. 이동 선에서 볼 수 있듯이 점점 반복을 해나갈 때마다 실제로 가까운 중심점으로 다가가며 중심점이 더 이상 바뀌지 않을 때까지 반복한다.

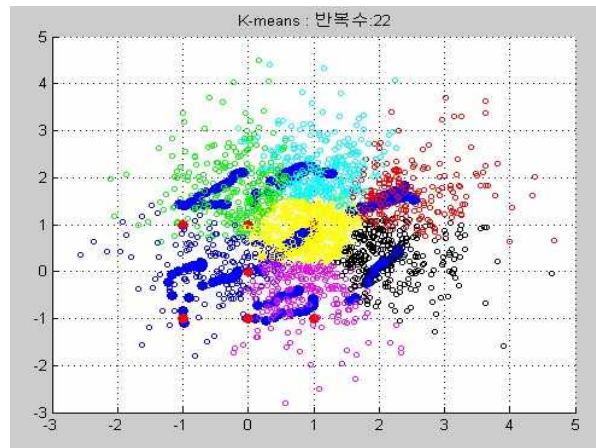


그림 1. K-means 클러스터링  
Fig. 1. K-means Clustering

K-means 군집화 알고리즘은 쉽고 간편한 알고리즘으로 군집분석 외에도 분류, 오류 값 처리 작업등의 다양한 분석에도 사용가능하다. 하지만 속성들의 형태가 다르거나 속성 값의 범위가 다양할 경우 측정기준을 설정하는데 어려움이 따르며 잡음이나 이상 치에 민감하여 적절히 처리하지 못하는 단점이 있다.

### 2.3 EM 알고리즘

EM(Expectation-Maximization) 알고리즘은 K-means 알고리즘과 마찬가지로 초기 모델을 생성한 후 반복적인 정제과정을 통하여 최적화된 모델을 생성해간다. K-means에서는 유클리디안 거리함수 등을 사용한 반면, EM알고리즘은 우도함수를 사용하여 확률적인 적합성을 평가한다. 확률 기반 군집은 데이터의 분포에 대해 혼합 모델을 사용한다. 혼합모델(mixture model)이란 주어진 데이터에 대한 통계적 모델을 결정하고 이 모델의 매개 변수들을 주어진 데이터를 기반으로 추정하는 모델로 데이터를 다수의 서로 다른 확률 분포의 혼합으로부터 온

것으로 본다.

그림 2는 분포 1과 분포 2를 중합시킨 혼합 모델의 분포를 시각적으로 보여주고 있다.

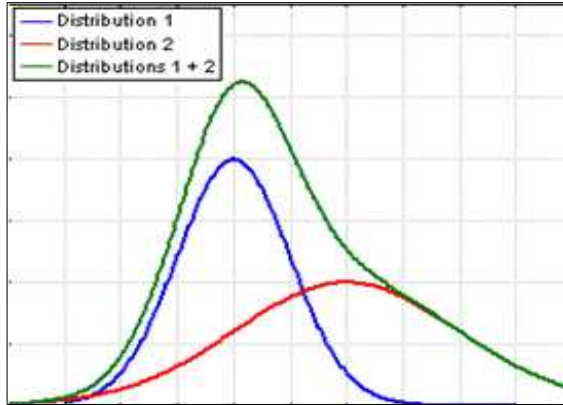


그림 2. 혼합 모델의 분포  
Fig.2. Distribution of Mixed Model

EM알고리즘에서는 모델의 적합성을 평가하기 위해 Likelihood 함수를 사용하며 Likelihood 값을 최대화하는 것을 목표로 한다. 반복과정을 수행함에 따라 Likelihood 값은 점차 거치게 되며 이 값의 변화가 어느 정도 이하로 줄어들게 되면 알고리즘을 종료한다. EM알고리즘은 표 2와 같이 나타낼 수 있다.

표 2. EM 알고리즘  
Table 2. EM Algorithm

|  |
|--|
| 1: 모델 매개변수의 초기집합을 선택한다.  |
| 2: repeat  |
| 3: E단계<br>각 객체에 대해 각 분포에 속할 확률을 계산한다. 즉, $prob(\text{분포}   x_i, \theta)$ 를 계산한다. |
| 4: M단계<br>기대치 단계에서 얻은 확률이 주어지면 기대우도를 최대화하는 매개변수의 새로운 추정치를 찾는다.                   |
| 5: until 매개변수들이 변화하지 않을 때까지  |

E-Step과 M-Step을 반복하는 과정을 통해 Likelihood 값이 변경되는 것을 그림 3.을 통해 나타낼 수 있다. 이 그림은 입력 데이터가 두 개의 수치형 필드로 구성된 간단한 데이터를 적용했을 때의 그림이다. a의 경우 초기 모델의 모습이며 반복과정을 여러 번 거쳐 모델이 데이터에 적합하도록 변경되고 있는 모습을 시각적으로 보여준다. 초기 모양에서는 분산이 크고 넓게 퍼져 있는 그래프가 점차 반복되면서 분산이 작아지고 확률

그래프가 좁고 높게 변경된 것을 확인 할 수 있다.

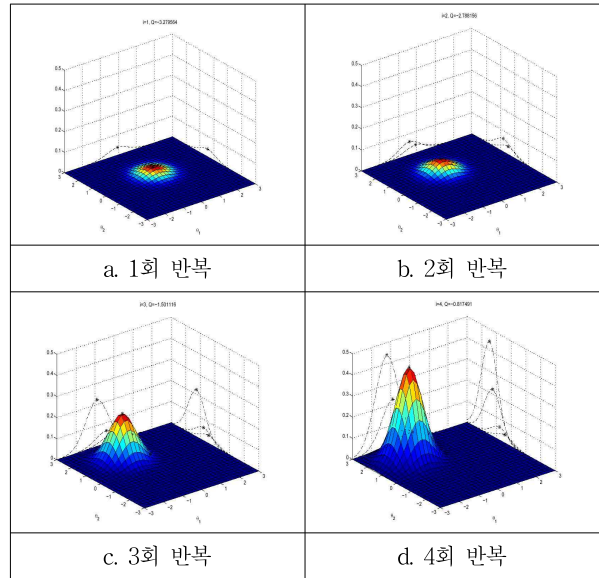


그림 3. 반복과정을 통한 변형된 모델  
Fig.3. Changing Models by iteration

EM알고리즘은 군집들을 찾기 위해 데이터를 혼합 모델로 모델링하고 모델의 매개변수를 찾기 위한 군집화 기법이다. 장점으로는 혼합모델은 다양한 형태의 분포를 이용할 수 있으므로 K-means보다 일반적이며 가우시안 분포를 기반으로 한 혼합모델은 타원 형태의 다양한 크기를 가지는 군집들을 찾을 수 있다. 또한 많은 데이터 집합들이 실제로 무작위 과정으로 생성되었기 때문에 모델들의 통계적 가정을 만족시키는 경우가 많다. 하지만 해를 얻기 위한 탐색시간이 길어서, 많은 요소를 가지는 모델의 경우에는 실용적이지 못하다는 단점이 있다. 이 중 가장 큰 문제점으로는 모델 매개변수의 초기집합을 임의적으로 선택함에 따라 국부적 최대 값(local maximum)의 문제에 직면하게 되는 경우가 많다. 최적화된 영상분할을 위하여 EM알고리즘의 국부적 최대 값의 문제점을 개선한 혼합된 가우시안 함수를 통한 임계값 결정 방법을 제안한다.

### III. EM 알고리즘을 개선한 최적화된 분할영상

군집화의 대표적인 알고리즘인 EM알고리즘의 가장 큰 단점인 국부적 최대 값의 문제를 해결하기 위하여 기

존 모델의 적합성을 확률적으로 표현하여 계산해 나가는 대신에 가우시안 분포에서의 모든 영상의 레벨 값들을 평균으로 두고 계산을 해 나가게 된다.

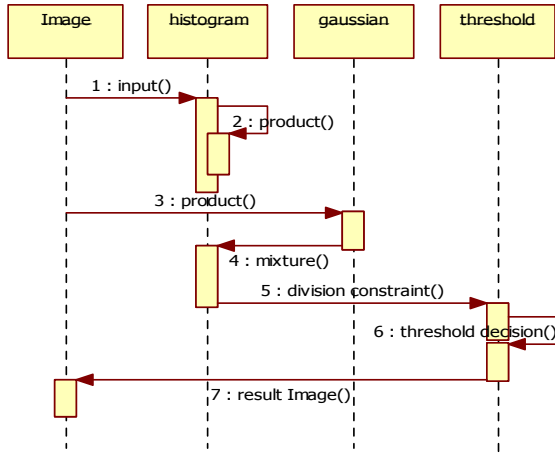


그림 4. 제안기법의 처리절차  
Fig.4. Sequence Diagram of proposed methods

영상의 모든 픽셀이  $z$ 이며 각 레벨의 출현 빈도수를 계산하기 위하여 식(1)의 가우시안 분포 함수를 이용하여 평균값  $i$ 를 중심으로 이루어진 가우시안 분포가 형성되게 된다. 영상의 레벨이  $L$ 개이므로  $L$ 개의 가우시안 분포가 형성된다.

$$g_i(z) = \frac{1}{\sigma_i \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(z-i)^2}{2\sigma_i^2}} \quad (1)$$

$$\sigma^2 = \sum_{z=0}^{L-1} (z-i)^2 \times h(z), z, i = [0, L-1]$$

$$h(z) = \frac{histo(z)}{\sum \nabla histo} \quad (2)$$

식(2)는  $z$ 픽셀의 출현 빈도수에서 전체 픽셀의 크기를 나눈 히스토그램을 생성한 것을 나타낸다. 기존의 EM알고리즘이 Likelihood 함수를 사용하여 확률적인 적합성을 평가해내는 것 대신에, 본 연구에서 제안하는 방법은 같은 속성의 데이터를 병합하여 영상의 최적화된 군집화를 이루어내기 위해 모든 영상의 픽셀 값을 평균으로 놓고  $L$ 개만큼의 히스토그램을 만들어 각 레벨  $I$ 에서 얻어진 가우시안 분포를 원 히스토그램과 합성하여 누적 합을 식(3)과 같이 구한다.

$$h_g(i) = \sum_{z=0}^{L-1} h(z) \times g_i(z) \quad (3)$$

이는 가우시안 분포와 영상의 히스토그램을 결합하여 새로운 히스토그램을 생성하게 된다. 이제 영상을 최적화하기 위하여 임계 값의 수만큼 적절하게 영상의 레벨을 나누게 되는데, 식 (4)와 같이 나타낼 수 있다.

$$d = \sum_{z=0}^{L-1} h_g(z) / (c+1) \quad (4)$$

여기서 분할상수  $d$ 는 임계 값의 개수  $c$ 에 1을 더한 값이 되고 이러한 원리는 EM알고리즘에서 초기에 모델의 집합 개수를 설정하는 것을 응용한 것이다.

예를 들어,  $\sum_{z=0}^{L-1} h_g(z) = 90$ 이고 임계 값의 개수가 2개일 때, 분할상수  $d$ 는 30이 된다. 이 경우에 임계값  $(T_1, T_2)$ 는  $[0, T_1], [T_1+1, T_2]$ 의 범위에서 가우시안 혼합분포의 합  $\sum_{z=0}^{T_1} h_g(z), \sum_{z=T_1+1}^{T_2} h_g(z)$ 이 30이 되는 지점을 말한다.

#### IV. 실험 및 고찰

본 연구에서 제시한 개선된 분할 영상기법은 Microsoft Visual Studio 2005환경에서 MFC로 구현하였다. OpenCV가 제공하는 함수를 사용하여 각 기능을 구성하였다. 구현내용의 함수를 간단하게 설명하면 표 1.과 같다.

표 3. 함수 정의 및 기능  
Table 3. Definitions and Functions

|                       |  |
|-----------------------|--|
| getThreshold          | 임계값의 개수를 얻어와 새로운 히스토그램을 생성하며 그에 따른 보다 정확한 임계값을 찾아냄 |
| histogram             | 영상의 모든 픽셀값에 대한 현재 픽셀의 출현빈도수를 통해 히스토그램 생성           |
| Distribution          | 생성된 히스토그램에 대하여 가우시안 분포 함수를 구하기 위해 분산을 계산           |
| gaussian Distribution | 가우시안 분포를 계산하여 레벨 값에 따른 모든 가우시안 분포 함수 생성            |

그림 5는 실험을 위해 구현된 시스템을 보여주고 있다. Image 버튼을 클릭하여 파일 대화창을 열 수 있도록

하였으며, 영상을 선택할 수 있는 기능을 구현하였다. 그림 6.과 같이 원영상과 지정한 임계값의 개수에 따라 나타난 영상을 확인할 수 있게 해준다.

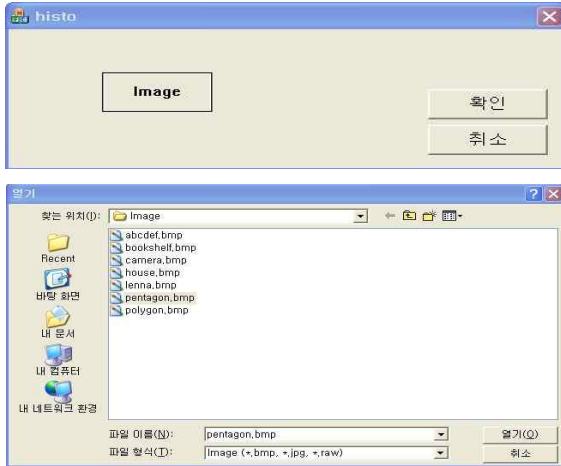


그림 5. 대화상자의 구성  
Fig.5. Dialog box selecting images

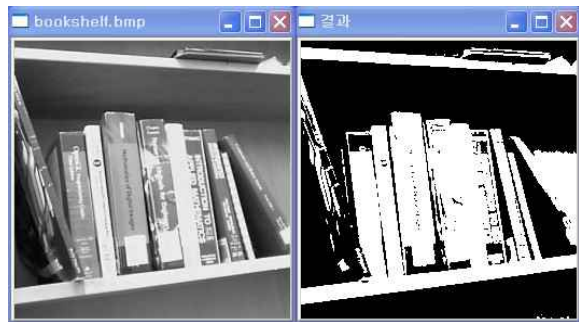
아래의 그림은 pentagon 이미지를 임계 값 조정하여 다른 화면을 얻을 수 있음을 보여주고 있으며, 왼쪽영상은 원 영상이며 오른쪽 영상은 임계 값이 1개 또는 6개로 변하면서 처리한 결과를 보여주고 있다. 임계 값에 따라 뚜렷하게 분할되어 있는 모습을 확인 할 수 있다.



a. pentagon영상의 1개 임계값



b. pentagon영상의 6개 임계값



c. bookshlelf영상의 1개 임계값



d. bookshlelf영상의 6개 임계값

그림 6. 원 영상과 임계값에 따른 분할 영상  
Fig.6. segmented Images by critical value

## V. 결론

영상분할은 영상분석에 있어서 가장 기본이 되는 기법으로 영상을 겹치지 않는 동질영역들의 집합으로 나누는 기법이다. 효율적인 영상분할을 위한 다양한 알고리즘이 제안되고 있으며 이들 대부분의 방법들은 각 픽셀의 밝기를 특징벡터로 표현하여 적절한 확률모델을 가정하고 이를 결정하는 모수들을 통계적 방법으로 추정하여 이용하거나 특징 벡터간의 비유사도를 계산하고 군집알고리즘을 사용하여 분할을 실시하는 방법들을 이용한다. 따라서 효율적인 영상분할을 위해서는 일관성 있는 집단끼리의 분류가 필요하다. 하지만 기존의 군집화 알고리즘인 K-means와 EM은 초기 매개변수의 집합에 의존하게 되어 국부적 최대 값의 문제에 직면하게 된다. 이러한 문제를 해결하기 위하여 기존의 EM알고리즘에서 혼합 모델을 적용시키는 가우시안 함수를 모든 픽셀 값을 중심으로 계산하여 원 영상의 히스토그램과 결합을 통해 새로운 히스토그램을 형성한다. 이를 통해 임계 값을 설정하여 영상의 효율적인 분할을 이루어 냈다. 본 논문에서 제안하고자 하는 목적은 정확도와 세밀한 영상의 분할을 이루어내는 것이다. 추후 정확도를 높이고 보다 검

증된 실험 및 결과를 통해 영상 분할의 최적화를 이루어 나가고자 한다. 따라서 정확성이 필히 요구되는 의료영역의 진단이나 원격 치료의 문제에 적용가능하다고 본다.

### 참 고 문 헌

- [1] 김선, 유전알고리즘을 이용한 웹문서 검색, 서울대학교 대학원, 공학석사논문, 2000.10
- [2] 도용태, 김일근, 김종완, 박창현, “인공지능 개념 및 응용”, pp77-82
- [3] 류정우, 강명구, 김명원, 휴리스틱 진화에 기반한 효율적 클러스터링 알고리즘, 정보과학회논문지, 29권1호, pp80-90, 2002
- [4] 서석태, 이인근, 정혜천, 권순학, 가우시안형 유한 혼합 분포에 기반한 다중 임계값 결정법, 퍼지 및 지능시스템학회 논문지, 17권6호, pp725-730, 2007
- [5] 서영우, 장병탁, 유전자 탐색에 의한 웹문서 검색, 한국정보과학회 학술발표논문집, 제25권 제2호 (II), 1998. 10
- [6] 조완현, 박종현, 박순영, 결정적 어닐링 EM알고리즘을 이용한 칼라 영상의 분할, 정보과학회논문지, 28권3호, pp324-333, 2001
- [7] Alasdair McAndrew, "Introduction to Digital Image Processing with MATLAB." THOMSON, pp137-162, 2004
- [8] Ian H. Witten & Eibe Frank, "Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques", Addison Wesley, pp210-222, 2005
- [9] Julio Michael, Bayesian Interference and Maximum Entropy Methods in Science and Engineering, 2008
- [10] Nils J. Nilsson, Artificial Intelligence. Morgan Kaufmann, Inc., 1998.
- [11] Pang-Ning Tan & Michael Steinbach & Vipin Kumar, "Introduction to Data Mining.", ELSEVIER, pp486-646, 2006
- [12] Toby Segaran, "Programming Collective Intelligence.", O'Reilly, pp29-53. 2007

본 논문은 2009년도 청운대학교 교내연구비로 수행되었습니다.

### 저자 소개

#### 정 용 규(중신회원)



- 1981년 서울대학교 (이학사)
- 1994년 연세대학교 (공학석사)
- 2003년 경기대학교 (이학박사)
- 1999년~현재 을지대학교 교수
- 1994~현재 UN/Cefact/TBG3
- 2001~현재 ISO/TC154K위원장
- 2005~현재 산업표준(KS)심의위원

<주관심분야: 임상데이터마이닝, 의료정보시스템, e-비즈니스 국제표준>

#### 허 고 은(정회원)



- 2007년~현재 을지대학교 의료산업학부 의료전산학전공 재학
- <주관심분야: 데이터마이닝>

#### 최 규 석(중신회원)

- 제9권 2호 참조
- 현 청운대학교 컴퓨터학과 교수

<주관심분야: 인공지능, 이동통신, ITS, 이동컴퓨팅>