

# 세포 영상 추출을 위한 LVQ\_Merge 군집화 알고리즘

권희용<sup>†</sup>, 김민수<sup>\*\*</sup>, 최경완<sup>\*\*\*</sup>, 곽호직<sup>\*\*\*\*</sup>, 유숙현<sup>\*\*\*\*\*</sup>

## LVQ\_Merge Clustering Algorithm for Cell Image Extraction

Hee Yong Kwon<sup>†</sup>, Min Su Kim<sup>\*\*</sup>, Kyung Wan Choi<sup>\*\*\*</sup>,  
Ho Jic Kwack<sup>\*\*\*\*</sup>, Suk Hyun Yu<sup>\*\*\*\*\*</sup>

### ABSTRACT

In this paper, we propose a binarization algorithm using LVQ-Merge clustering method for fast and accurate extraction of cells from cell images. The proposed method clusters pixel data of a given image by using LVQ to remove noise and divides the result into two clusters by applying a hierarchical clustering algorithm to improve the accuracy of binarization. As a result, the execution speed is somewhat slower than that of the conventional LVQ or Otsu algorithm. However, the results of the binarization have very good quality and are almost identical to those judged by the human eye. Especially, the bigger and the more complex the image, the better the binarization quality. This suggests that the proposed method is a useful method for medical image processing field where high-resolution and huge medical images must be processed in real time. In addition, this method is possible to have many clusters instead of two cluster, so it can be used as a method to complement a hierarchical clustering algorithm.

**Key words:** Clustering Algorithm, LVQ, Hierarchical Clustering, Cell Image, Binarization

### 1. 서 론

군집화(clustering)는 패턴에 대해 서로간의 유사도를 측정하여 유사도가 높은 패턴들끼리 그룹화하는 작업이다. 군집화는 패턴 분석, 그룹화, 의사 결정, 데이터 마이닝, 문서 검색, 이미지 분할, 패턴 분류 등의 다양한 분야에 유용하게 사용되고 있으며, 관련 연구들이 오랫동안 진행되면서 다양한 알고리즘들이 개발되어 있다[1-2]. 이러한 군집화 알고리즘은 크게 계층 군집화(hierarchical clustering), 분할 군

집화(partitional clustering), 신경망(neural network) 기반의 군집화로 분류될 수 있다. 각 군집화의 대표적인 알고리즘은 계층 군집화 기반의 응집(agglomerative)방식과 분열(divisive) 방식 알고리즘[3], 분할 군집화 기반의 k-means 알고리즘[4], 신경망 기반의 LVQ(learning vector quantization)[5], SOM(self-organizing map)[6], ART(adaptive resonance theory)[7] 등이 있다. 이렇게 다양한 군집화 알고리즘들은 그 중 특정 하나가 절대적으로 성능이 뛰어나거나 그 반대인 경우는 존재하지는 않는다. 주

※ Corresponding Author : Suk Hyun Yu, Address: (430-714) 22, Samdeok-ro 37 beon-gil, Manan-gu, Anyang-si, Gyeonggi-do, Korea, TEL : +82-31-463-1272, FAX : +82-31-467-0909, E-mail : shy@anyang.ac.kr

Receipt date : Mar. 8, 2017, Revision date : Apr. 14, 2017  
Approval date : Apr. 27, 2017

<sup>†</sup> Dept of Computer Engineering, Anyang University  
(E-mail : hykwon@anyang.ac.kr)

<sup>\*\*</sup> Dept of Computer Engineering, Anyang University  
(E-mail : vertex2048@naver.com)

<sup>\*\*\*</sup> Dept of Computer Engineering, Anyang University  
(E-mail : choikw91@naver.com)

<sup>\*\*\*\*</sup> Dept of Computer Engineering, Anyang University  
(E-mail : kseyeh@naver.com)

<sup>\*\*\*\*\*</sup> Dept of Information & Communications Engineering,  
Anyang University

※ This study was conducted as part of the S & T cooperation technology development project of the Small and Medium Business Administration.  
[C0397218, Development of image analysis system based on tissue immunological staining]

어진 데이터 셋의 성질에 따라 그 성능은 좋거나 나쁠 수 있으며, 이것이 군집화 알고리즘이 오랜 세월 연구되어지고 다양화된 이유이다[8].

본 논문에서는 세포 영상에서 세포를 추출하기 위하여 이진화를 수행하였고, 그 과정에서 군집화 알고리즘을 이용하였다. 정해지거나 계산된 임계치(thresholding)를 기준으로 배경과 객체로 나누는 많은 이진화 알고리즘[9-12]들이 있으나, 모양과 색상이 다양한 세포 영상의 이진화를 위해서는 단순히 임계치를 기준으로 이진화하는 방법은 잡음이 같이 추출되는 경우가 있어서 성능이 떨어진다. 이러한 이유로 세포 추출을 위한 이진화를 수행하는데 군집화 알고리즘을 사용하였다. 기존의 다양한 군집화 알고리즘 중 본 연구에 가장 적합한 알고리즘은 다음과 같은 조건을 만족하는 것이다. 첫째, 입력 세포영상에 포함된 세포의 색상과 모양 및 개수가 균일하지 않기 때문에 초기에 정해진 군집의 수가 변경 가능해야 하고, 둘째, 고해상도로 대용량인 의료영상에 적용할 수 있도록 속도가 빨라야 한다. LVQ 알고리즘은 대부분의 군집화 알고리즘처럼 초기에 입력된 군집의 수로 데이터가 분류되는 것이 아니고, 경쟁층에서 살아남아 군집을 형성한 노드만이 최종 군집으로 남기 때문에 유동적으로 군집의 수를 변경될 필요가 있는 경우 적합하다. 또한, 신경망 기반의 방식이기 때문에 학습상수의 조절로 속도 향상을 꾀할 수 있고, 새로운 데이터가 추가되더라도 재학습을 할 필요가 없이 바로 군집 분류가 가능하여 실시간 활용이 가능하므로 본 연구에 적용하기에 적합한 알고리즘이다. 하지만, 단순히 학습 상수의 조절로 군집화의 속도를 향상시킬 경우 군집화의 정확도가 떨어져 세포 영역을 추출할 수 없다.

이에 본 논문에서는 군집화 시 속도와 정확성을 향상시키기 위해 기존의 LVQ와 계층적 군집화 알고리즘을 조합한 LVQ\_Merge 군집화 알고리즘을 제안한다.

제안한 LVQ\_Merge 알고리즘은 두 단계로 수행된다. 먼저 LVQ 군집화를 수행하여 충분히 많은 후보 군집을 구하고, 그 후에 계층적 군집화를 이용하여 두 개의 군집으로 분류함으로써 이진화를 수행된다. 이것은 학습상수를 높이면, 신경망의 수행속도가 향상되는 점을 이용하여 신경망 기반인 LVQ의 속도 향상을 꾀하고, 이 과정에서 생성된 결과에 대하여

다시 계층적 군집화를 수행함으로써 잡음을 제거하여 이진화의 정확도를 높이는 방법이다. 이 방법은 기존의 LVQ를 이용하여 두 개의 군집으로 분류하는 방법이나, 일반적으로 우수한 이진화 알고리즘으로 평가되는 Otsu[9]등의 임계치를 이용한 방법들에 비해 더 뛰어난 성능을 보였다.

제안한 LVQ\_Merge 알고리즘의 상세한 내용은 다음과 같은 순서로 설명한다. 이어지는 2장에서는 관련 연구인 LVQ와 계층적 군집화에 대해 소개하고, 제안한 방법을 자세히 설명한다. 3장에서는 실험 결과 및 분석 내용을 제시하고, 이를 통해서 기존 방법에 비해 제안한 방법이 갖는 우수성을 보이고, 4장에서는 결론을 소개하고 끝맺는다.

## 2. LVQ\_Merge 군집화 알고리즘

세포 영상에서 세포를 추출하기 위해서는 먼저 주어진 영상을 이진화하는 과정이 필요한데, 이는 이진화 알고리즘을 통해서 가능하다. 하지만, 주어진 세포 영상에 단순히 정해진 임계치로 이진화를 적용하면 잡음이 같이 추출되어 세포 추출의 정확도가 떨어진다.

본 논문에서는 이러한 점을 개선하기 위해서 먼저 세포영상에 대해 LVQ를 적용하여 6개의 후보 군집으로 분류하였고, 그 결과에 대해서 다시 계층적 군집화 알고리즘을 적용하여 2개의 군집으로 분류하여 이진화를 수행하였다. 그 결과 기존의 LVQ와 Otsu 알고리즘을 단독으로 적용한 것보다 잡음이 크게 제거되어 향상된 이진화 성능을 보였다. 이어지는 2.1절과 2.2절에서 LVQ와 계층적 군집화 알고리즘을 소개하고, 2.3절에서 제안한 방법의 상세한 절차를 기술한다.

### 2.1 LVQ 군집화

LVQ는 입력 벡터를 가장 유사한 참조 벡터로 군집화 하는 인공 신경망이다. 동류의 군집화 인공 신경망인 SOM과 비슷하게 경쟁 학습을 통해 학습을 수행하되, SOM과 다른 점은 학습 시 이웃 반경을 고려하지 않는다는 점이고, SOM에서 출력 뉴런은 하나의 군집을 형성하지만, LVQ에서의 출력 뉴런은 하나의 서브 클래스가 되고 여러 개의 서브 클래스를 묶어서 하나의 클래스로 지정할 수 있다는 점이다

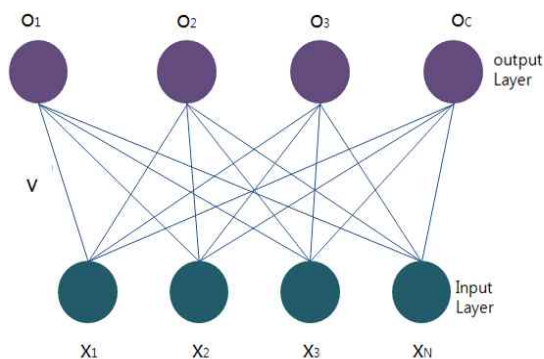


Fig. 1. Architecture of LVQ.

[6]. Fig. 1에 LVQ의 구조를 나타내었다. Fig. 1은 입력층에  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ 로 구성된 입력 벡터가 입력되고, 출력층은  $c$ 개의 참조 벡터  $O = \{o_1, o_2, \dots, o_c\}$ 가 연결된 LVQ 네트워크를 나타낸 것이다. 여기서 출력층에 연결된 연결강도  $v$ 가 군집의 중심 (centroid) 값이 된다. 학습은 입력패턴  $X_k$ 와 군집 중심  $v_i$  간의 거리를 식 1의 유클리디안 거리 (euclidean distance)로 계산하여 그 거리가 최소가 되는  $i$ 번째 출력노드를 승자노드로 삼고, 이 승자 노드에 연결된 참조 벡터  $o_i$ 에 대해서만 식 2의 학습 규칙에 의해 갱신하는 방법으로 진행한다. 식 1에서  $d_i$ 는  $i$ 번째 군집 중심과 입력 벡터  $x_k$ 간의 유클리디안 거리를 의미하고,  $N$ 은 입력 벡터의 차원,  $v_{ij}$ 는  $i$ 번째 군집 중심의  $j$ 번째 요소,  $x_{kj}$ 는  $k$ 번째 입력 벡터의  $j$ 번째 요소를 의미한다. 식 2에서  $v_{ij}(t)$ 은 반복  $t$  시점의 승자 패턴이고, 이 값에 입력 패턴  $x_{kj}$ 과의 차이를 학습 상수  $\eta$ 만큼 반영하여 학습한다. LVQ의 자세한 과정은 Fig. 2에 나타내었다.

$$d_i = \sqrt{\sum_{j=1}^N (v_{ij} - x_{kj})^2} \tag{1}$$

$$v_{ij}(t+1) = v_{ij}(t) + \eta(x_{kj} - v_{ij}) \tag{2}$$

### 2.2 계층적 군집화

계층적 군집화는 응집 계층 군집화와 분열 계층 군집화 알고리즘으로 나누어진다. 그 중 본 논문에서는 LVQ 군집화에 대한 결과를 대상으로 응집 계층 군집화 알고리즘을 수행하였다. 응집 계층 군집화는 작은 군집들에서 출발하여 이들을 모아 나가는 응집

방식으로 군집화를 수행하는 방식이다[8]. 응집 계층 군집화의 상세한 절차는 Fig. 3에 기술하였다.

### 2.3 제안한 LVQ\_Merge 군집화 알고리즘

제안한 LVQ\_Merge 군집화 알고리즘을 아래의 Fig. 4에 나타내었다. LVQ\_Merge 알고리즘은 먼저 LVQ 군집화를 수행하여 세포 이미지를 6개의 후보 군집으로 분류하였다. 이 후보 군집에 대해 다시 계층적 군집화를 통하여 2개의 군집으로 병합하는 방법으로 이진화를 수행하였다. 이렇게 2 단계로 이진화를 수행한 이유는 2개의 군집으로 분류하기 위해

#### LVQ algorithm

- Step 1. Input vector  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ , Reference vector  $O = \{o_1, o_2, \dots, o_c\}$   
 (N : number of input vector, c: number of cluster,  $\eta$ : learning rate, T: total number of repetitions)
- Step 2. Initialize V from 0 to 1  
 Initialize  $\eta$  from 0 to 1 or given value
- Step 3. For t = 1,2,3,...,T  
 For k=1,2,3,...,N  
 a. Select winner reference pattern  
 b. Modify the winner reference pattern
- Step 4.  
 a. If termination condition is satisfied  
 b. then k=k+1, go to step 3

Fig. 2. LVQ algorithm.

#### Agglomerative hierarchical algorithm

- Step 1. // Each sample is a cluster  
 $C_0 = \{c_1 = \{x_1\}, c_2 = \{x_2\}, \dots, c_N = \{x_N\}\}$
- Step 2. For t=1 to N-1  
 a. Look up all pairs  $(c_i, c_j)$  of  $C_{t-1}$  find  $\text{paris}(C_p, C_q)$  that satisfy the following conditions  
 $D(c_p, c_q) = \min D(c_i, c_j) (\forall c_i, c_j \in C_{t-1})$   
 b.  $c_r = c_p \cup c_q$  // Combine two clusters to one  
 c. // Remove two clusters, add new clusters  
 $C_t = (C_{t-1} - c_p - c_q) \cup c_r$

Fig. 3. Agglomerative hierarchical algorithm.

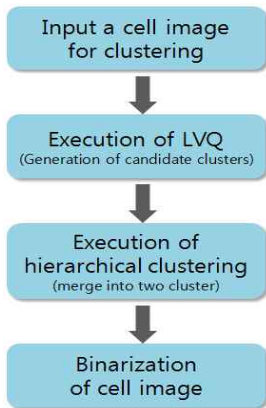


Fig. 4. LVQ\_Merge clustering algorithm.

서 LVQ를 사용하거나, 이진화 알고리즘인 Otsu를 단독으로 사용할 경우 세포 영상의 특성상 잡음까지 세포 영역으로 이진화되어 세포 추출의 성능이 떨어지기 때문이다. 제안한 방법의 우수성은 3장의 실험 결과 및 고찰에서 계속 기술한다.

### 3. 실험 결과 및 고찰

#### 3.1 실험 환경

Table 1. Experimental environment

System	Specification
Processor	Intel(R) Core(TM) i7-4770k CPU @ 3.50GHz
RAM	16 GB
OS	64 bit operating system
Graphic	NVIDIA GeForce GTX 480

제안한 LVQ\_Merge 군집화 알고리즘을 이용하여 세포 영상에서 세포를 추출하는 실험은 아래의 Table 1에서 제시한 환경에서 수행되었다. 실험은 영상의 크기가 128×128, 256×256, 512×512, 1024×1024, 388×455, 3000×3000이고, 세포의 색과 모양이 다양한 세포 영상 25장을 대상으로 수행하였으며, 대표적인 케이스를 Fig. 5~Fig. 7에 나타내었다.

#### 3.2 실험 결과 및 분석

제안한 LVQ\_Merge 군집화 알고리즘의 성능은 기존에 우수하다고 평가되는 LVQ와 Otsu 알고리즘과 비교하고, 육안으로 판단되는 이진화 품질과 속도를 기준으로 삼았다. 군집화의 결과는 Fig. 5~Fig. 7과 Table 2~Table 3에 나타내었다.

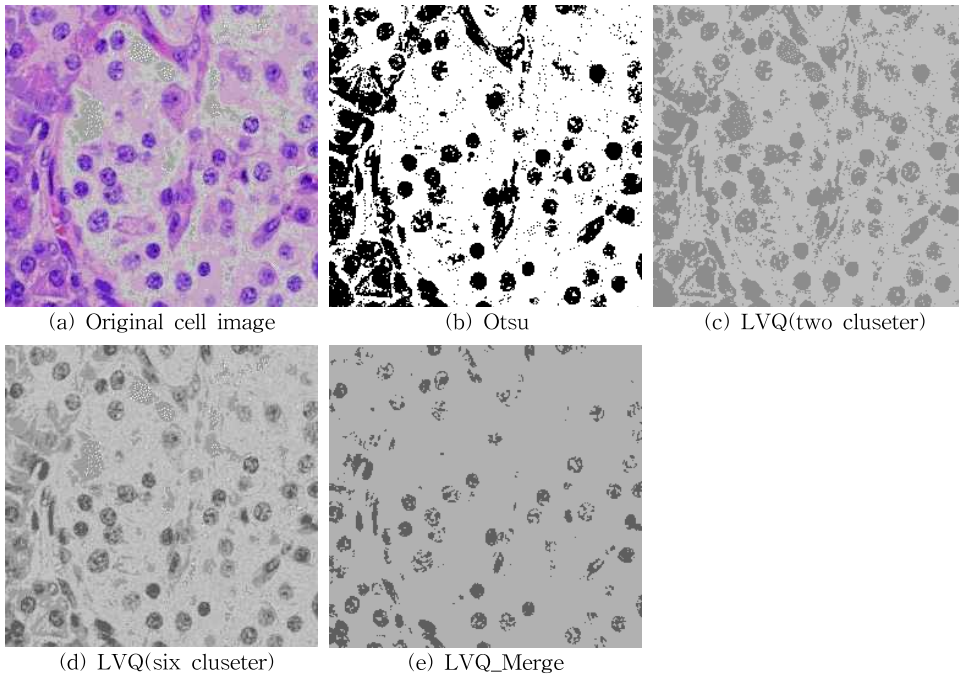


Fig. 5. Clustering results(learning rate: 0.1, image size: 256×256).

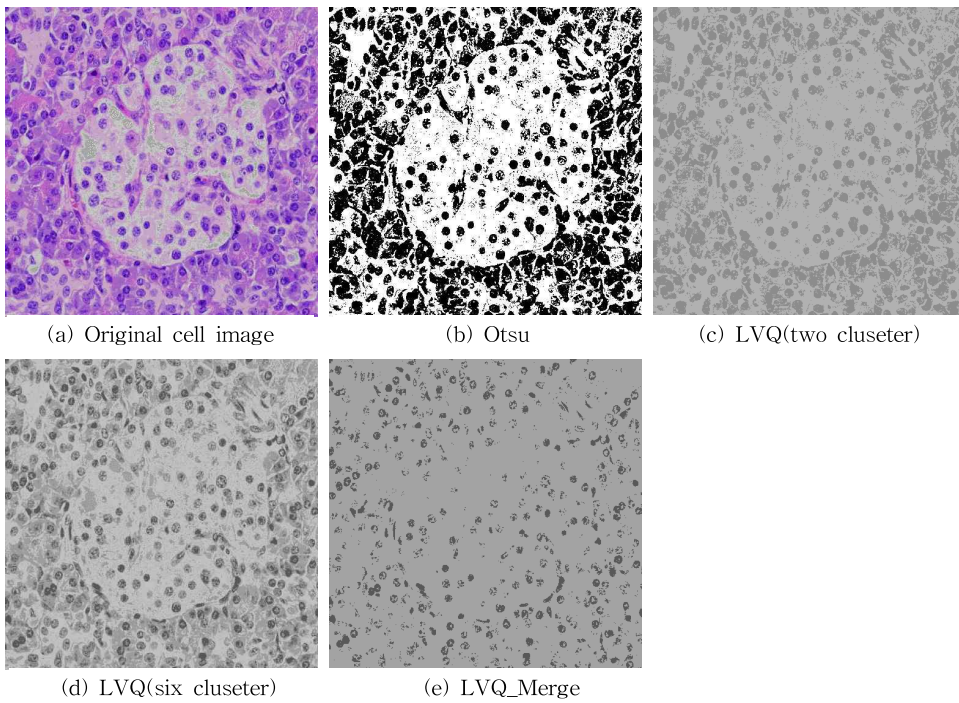


Fig. 6. Clustering results(learning rate: 0.1, image size: 512×512).

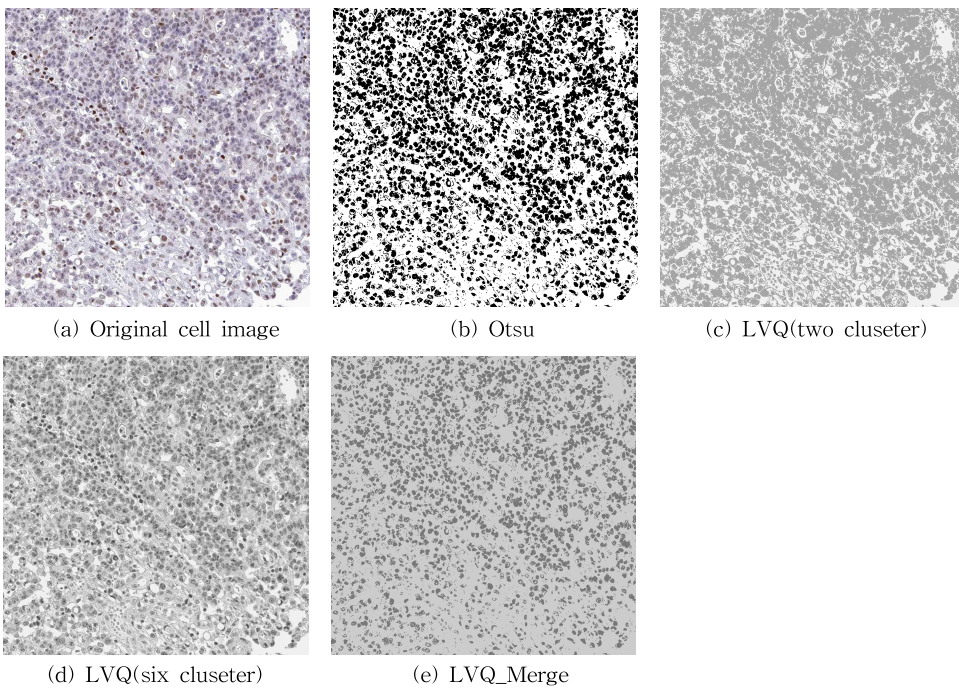


Fig. 7. Clustering results(learning rate: 0.1, image size: 1024×1024).

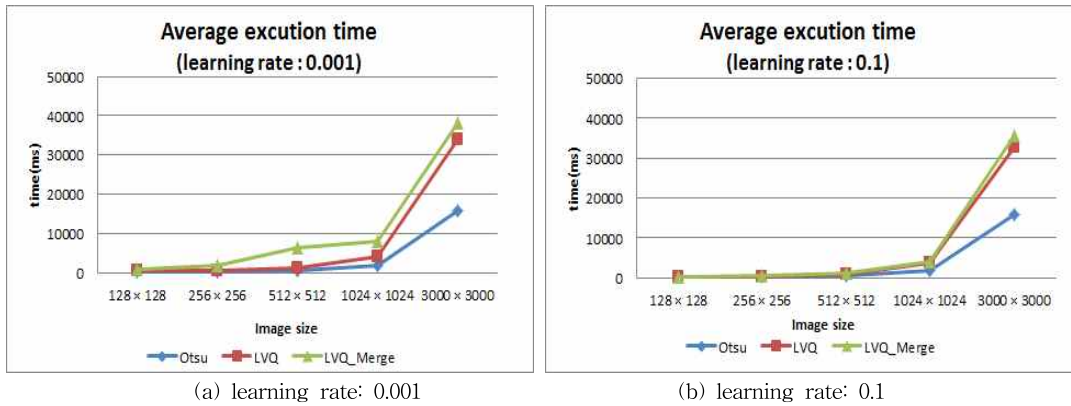


Fig. 8. Comparing the average execution time of proposed method and others.

Fig. 5~Fig. 7의 (a)는 주어진 세포 영상이고, (b)는 (a)의 세포 영상에 대해 Otsu 알고리즘으로 이진화한 결과, (c)는 LVQ 알고리즘을 이용하여 두 개의 군집으로 분류하여 한 번에 이진화 한 결과이다. (d)와 (e)는 제안한 방법의 이진화 과정을 나타낸 것으로 (d)는 LVQ를 이용하여 6개의 후보 군집으로 원 영상을 군집화한 중간 결과이고, (e)는 (d)에 대해 계층적 군집화 알고리즘으로 병합하여 최종적으로 이진화한 결과이다.

제안한 방법의 최종 결과인 (e)와 기존의 이진화 방법인 (b)와 (c)를 비교하면 그 차이는 명확하다. (b)의 Otsu나 (c)의 LVQ 이진화 결과들을 보면 세포 영역이 아님에도 잘못된 이진화의 결과인 잡음으로 인해 세포 영역으로 포함되어 나온 것을 볼 수 있다. 하지만, 제안한 방법의 최종 결과인 (e)의 같은 영역을 살펴보면, 잡음이 크게 개선된 것을 볼 수 있다.

Fig. 5~Fig. 7은 다양한 크기와 모양을 가진 세포 영상에 대한 실험 결과들로 이들을 비교해보면 영상의 크기가 커지고, 세포와 조직이 복잡한 영상일수록 Otsu나 LVQ 방식보다 제안한 LVQ\_Merge가 잡음

에 강인함을 볼 수 있다.

Fig. 8과 Table 2~Table 3은 이미지 크기별로 5개씩 총 25개의 이미지에 대하여 제안한 LVQ\_Merge 방법과 Otsu, LVQ 알고리즘의 평균 수행시간을 비교한 결과이다. 단순히 같은 조건으로 수행시간만 비교해 본다면 제안한 방법이 가장 느리다. 그 이유는 제안한 방법은 한번에 이진화를 수행하는 Otsu나 두 개의 군집으로 분류하는 LVQ와는 다르게 6개 군집 후보를 구하고, 다시 병합하는 과정을 수행하기 때문이다. 이것은 필연적으로 Otsu나 LVQ를 단독으로 사용하는 것보다 느릴 수 밖에 없다. 하지만, 이러한 차이도 제안한 LVQ\_Merge의 학습 방법으로 개선할 수 있다. 그것은 학습 상수를 높여서 속도를 향상시키는 것이다.

기존 LVQ의 경우 학습 상수를 높여서 학습 속도를 향상시키면 이진화의 품질이 떨어지므로 속도를 위해 학습 상수를 증가하는 것은 바람직하지 않다. 때문에 LVQ의 경우 일정 수준 이상의 이진화의 품질을 고려한다면 학습 상수를 Table 2에 나타낸 바와 같이 0.001 이하로 설정해야 한다. 하지만 제안한 방

Table 2. Comparing the average execution time of Otsu, LVQ and LVQ\_Merge (learning rate : 0,001, unit : ms)

Image size	Otsu	LVQ	LVQ_Merge
128 × 128	78	378	811
256 × 256	172	611	1659
512 × 512	511	1210	6388
1024 × 1024	1875	3946	8038
3000 × 3000	15924	33961	38120

Table 3. Comparing the average execution time of Otsu, LVQ and LVQ\_Merge (learning rate : 0,1, unit : ms)

Image size	Otsu	LVQ	LVQ_Merge
128 × 128	78	109	177
256 × 256	172	289	390
512 × 512	511	951	1051
1024 × 1024	1875	3749	4195
3000 × 3000	15924	32915	35810

법은 두 단계로 알고리즘이 수행되기 때문에 첫 번째 단계에서는 학습 상수를 올려 빠른 속도로 LVQ를 수행하고, 그 다음, 계층적 군집화 과정에서 군집 후보들을 병합하여 이진화를 수행하면 이진화의 품질 또한 좋게 유지할 수 있다.

이것은 Table 2와 Table 3에 나타난 결과 중 대표적으로 1024×1024 이미지를 통해 설명할 수 있다. LVQ로 이진화 할 경우 Table 2에 제시한 바와 같이 약 3.9초가 걸린다. 만일 Table 3에 제시한 것과 같이 학습 상수를 0.1로 올리면 수행시간은 약 3.7초로 0.19초 정도 단축할 수 있으나 이진화의 품질은 현저히 떨어진다. 하지만 제안한 LVQ\_Merge 방법은 학습 상수를 높여서 속도를 향상시켜도 병합과정을 통해 이진화의 품질을 좋게 유지시킬 수 있으므로 학습 상수를 0.1로 증가 시킬 경우 Table 3에 나타난 바와 같이 약 4.1초 정도의 시간이 소요된다. 이것은 LVQ와 마찬가지로 학습 상수를 0.001로 주었을 때 걸린 시간이 약 8초이므로 2배 정도의 시간을 단축한 것이며, LVQ 방식과도 약 4초 차이에서 약 0.4초로 속도차를 감소시킨 것이다. 이러한 결과는 제안한 방법이 빠른 속도로 정확하게 이진화를 수행 할 수 있는 방법임을 보이고 있다.

#### 4. 결 론

세포 영상에서 세포를 자동으로 추출하고, 그 정보를 분석하는 것은 의사의 진단 근거로 사용되기 때문에 의료영상 분야에서 매우 중요한 작업이다. 이를 위해서는 세포 영상에 대해 정확한 이진화를 하는 것이 필수적인 전처리 과정이다. 때문에 본 논문에서는 주어진 세포 영상에서 빠르고 정확하게 세포를 추출하기 위한 이진화 방법인 LVQ\_Merge 군집화 알고리즘을 제안하였다. 제안한 방법의 성능을 평가하기 위해서 기존에 성능이 뛰어나다고 평가되는 Otsu, LVQ와 속도 및 잡음 개선 정도를 상호 비교하였다. 6개의 후보군집을 구하고, 병합하는 과정을 거치는 제안한 알고리즘의 특성상 Otsu보다는 수행시간은 느리나, 잡음이 크게 개선되었고, LVQ와의 속도차는 최대 5.1초 이내로 수행되고, 잡음이 개선되어 육안으로 판단하는 기대치와 거의 동등한 수준의 우수한 이진화 결과를 보였다. 또한, 제안한 방법은 신경망에 기반을 둔 기법이기 때문에 새로운 데이터가 추가되더라도 새로 학습을 할 필요가 없이 바로

군집을 배정할 수 있어 고해상도의 대용량 의료영상에 대해 실시간으로 처리하기에 적합하고, 다수의 군집화가 가능하므로 계층적 군집화를 보완하는 방법으로도 활용이 가능하다.

#### REFERENCE

- [1] A.K. Jain, M.N. Murty, and P.J. Flynn, "Data Clustering: A Review," *ACM Computing Surveys*, Vol. 31, No. 3, pp. 264-323, 1999.
- [2] R. Xu and D. Wunsch II, "Survey of Clustering Algorithms," *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 16, No. 3, pp. 645-678, 2005.
- [3] L. Rokach and O. Maimon, *Data Mining and Knowledge Discovery Handbook*, Springer, New York, 2005.
- [4] J. MacQueen, "Some Methods for Classification and Analysis of Multivariate Observations," *Proceedings of 5th Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability*, pp. 281-297, 1967.
- [5] K. Kohonen, *Self-Organizing Map*, Springer, New York, 1995.
- [6] K. Kohonen, "The Self-organizing Map," *Proceedings of the IEEE*, Vol. 78, No. 9, pp. 1464-1480, 1990.
- [7] G.A. Carpenter and S. Grossberg, "The Art of Adaptive Pattern Recognition by A Self-organizing Neural Network," *IEEE Computer*, Vol. 21, No. 3, pp. 77-88, 1988.
- [8] I.S. Oh, *Pattern Recognition*, Kyobo Book Centre, Seoul, 2008.
- [9] N. Otsu, "A Threshold Selection Method from Gray-level Histograms," *IEEE Transactions on Systems, MAN and Cybernetics*, Vol. 9, No. 1, pp. 62-66, 1979.
- [10] O.D. Trier and T. Taxt, "Evaluation of Binarization Methods for Document Images," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 17, Issue 3, pp. 312-312, 1995.
- [11] M. Sezgin and B. Sankur, "Survey Over Image Thresholding Techniques and Quanti-

tative Performance Evaluation,” *Journal of Electronic Imaging*, Vol. 13, No. 1, pp. 146-168, 2004.

- [12] J. Sauvola and M. Pietikainen, “Adaptive Document Image Binarization,” *Pattern Recognition*, Vol. 33, Issue 2, pp. 225-236, 2000.
- [13] J.W. Jeong and K.K. Jun, “Noise Robust Document Image Binarization Using Text Region Detection and Down Sampling,” *Journal of Korea Multimedia Society*, Vol. 18, No. 7, pp. 843-852, 2015.
- [14] M.S. Kim, W.H. Jo, G.W. Kim, M.S. Kim, K.W. Choi, and H.Y. Kwon, “LVQ Merge Clustering Algorithm,” *Proceeding of The Fall Conference of Korea Multimedia Society*, Vol. 19, No. 2, pp. 732, 2016.



권희웅

1983년 서울대학교 전자계산기 공학과 학사  
 1985년 서울대학교 전자계산기 공학과 석사  
 1993년 서울대학교 컴퓨터공학과 박사

1986년~1995년 한국통신 연구개발단 선임연구원  
 1995년~현재 안양대학교 컴퓨터공학과 교수  
 관심분야: 패턴인식, 신경망, 영상처리, 병렬처리응용



김민수

2012년~현재 안양대학교 컴퓨터공학과 재학중  
 관심분야: 영상처리, 신경망, 병렬처리응용



최경완

2012년~현재 안양대학교 컴퓨터공학과 재학중  
 관심분야: 영상처리, 신경망, 병렬처리응용



곽호직

2011년~현재 안양대학교 컴퓨터공학과 재학중  
 관심분야: 영상처리, 신경망, 병렬처리응용



유숙현

1999년 안양대학교 컴퓨터공학과 학사  
 2002년 안양대학교 컴퓨터공학과 석사  
 2011년 안양대학교 컴퓨터공학과 박사

2012년~현재 안양대학교 정보통신공학과 조교수  
 관심분야: 패턴인식, 신경망, 영상처리, 병렬처리응용, 딥러닝