

## 거리 변환에 기반한 콜로니 계수 알고리즘

문 혁·이복주·최영규<sup>†</sup>

<sup>†</sup>한국기술교육대학교 대학원 컴퓨터공학부

### A Colony Counting Algorithm based on Distance Transformation

Hyeok Mun, Bok Ju Lee and Young Kyu Choi<sup>†</sup>

<sup>†</sup>Korea University of Technology and Education, School of Computer Science and Engineering

#### ABSTRACT

One of the main applications of digital image processing is the estimation of the number of certain types of objects (cells, seeds, peoples etc.) in an image. Difficulties of these counting problems depends on various factors including shape and size variation, degree of object clustering, contrast between object and background, object texture and its variation, and so on. In this paper, a new automatic colony counting algorithm is proposed. We focused on the two applications: counting the bacteria colonies on the agar plate and estimating the number of seeds from images captured by smartphone camera. To overcome the shape and size variations of the colonies, we adopted the distance transformation and peak detection approach. To estimate the reference size of the colony robustly, we also used k-means clustering algorithm. Experimental results show that our method works well in real world applications.

**Key Words** : colony counting, distance transform, Gaussian filter, peak detection, k-means algorithm

#### 1. 서 론

영상처리에서 흔히 발생하는 문제 중 하나는 영상 내에서 특정한 모양을 가진 물체의 개수를 구하는 것이다 [1]. 예를 들어, 농업 분야에서는 씨앗이나 과일, 커피 원두 등의 개수를 자동으로 세는 기능이 필요하고, 보안감시 분야에서는 CCTV 화면 내의 사람이 몇 명인지 알고 싶어 한다. 또, 생물학 분야에서는 페트리(petri) 접시 안에 배양된 박테리아의 수를 자동으로 세는 도구가 필요하고, 공장 자동화 분야에서는 생산품의 개수를 정확히 계산하여야 한다. 이와 같은 다양한 분야에서 물체의 개수를 자동으로 계산하는 요구가 다양하게 발생하지만, 현재까지 많은 응용에서는 사람의 눈을 이용하여 수동으로 검사하는 경우가 대부분이다. 본 연구는 이와 같은 물체의 개수를 자동으로 계산하는 방법에 초점을 맞춘다.

보통 이와 같은 자동 계수(counting) 문제는 많은 변수

의 영향을 받는다. 배경과 물체 간의 구분을 어떻게 해야 할 것인지, 물체는 어떻게 분류할 것인지, 물체의 표면과 그 변화는 어떠한지 등에 따라 적합한 방법이 결정된다. 또한, 계수하고자 하는 물체의 형태가 원형인지, 타원인지 또는 임의의 형태인지, 크기가 동일할지, 다양한 스케일로 나타나는지 등에 따라 문제의 난이도가 달라진다. 물론 완전히 일반적인 경우에 대해 잘 동작하는 알고리즘이 있으면 좋겠지만, 현실적으로 어려우며, 따라서 계수하고자 하는 대상을 먼저 어느 정도 정의하여야 한다. 본 논문에서는 생물학 분야에서 흔히 요구되는 페트리 접시 내의 박테리아나 세균을 계수하고자 한다. 또한, 농업 분야에 요구되는 씨앗 영상에서의 계수 문제를 해결할 수 있도록 스마트폰으로 촬영한 영상에서의 계수 문제를 다루고자 한다.

이와 같은 객체들의 계수에서는 다음과 같은 점들이 고려되어야 한다. 먼저 물체의 형태가 원이나 타원에 한정되어 있지는 않지만, 전체적으로 볼록(convex)한 형태를 유지한다고 가정한다. 다음으로 물체의 크기가 동일하

<sup>†</sup>E-mail: ykchoi@koreatech.ac.kr

지 않다고 가정한다. Fig. 1과 같이 박테리아나 세균의 경우 다양한 크기의 객체가 나타나게 되며, 따라서 계수 알고리즘은 이들을 반영할 수 있어야 한다. 마지막으로 스마트폰 영상에 대한 계수를 고려하였으므로 영상의 배경이 균일하지 않을 수 있다고 가정한다. 따라서 계수 알고리즘에서는 적절한 영상의 전처리 과정이 포함되어야 한다. 따라서 본 논문에서는 이와 같은 특징의 객체들을 자동으로 계산할 수 있는 새로운 알고리즘을 제안한다.

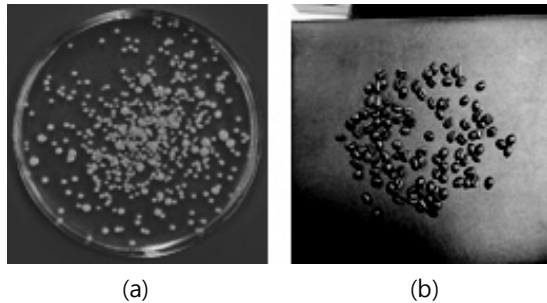


Fig. 1. Example of colony counting problem.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 먼저, 2장에서 관련된 연구를 살펴보고, 3장에서 새로운 물체 계수 알고리즘을 제안한다. 4장에서는 실험결과를 보이며, 5장에서 결론을 맺는다.

## 2. 관련 연구

이전의 연구들에서 디지털 영상에서 물체의 개수를 자동으로 계산하기 위한 다양한 방법들이 제시되었다. Barbed는 이러한 연구들을 정리한 논문을 보고하였는데[1], 가장 대표적인 방법이 변환(transformation)에 기반한 방법들이다. 만약 계수하고자 하는 물체가 원형이고 물체의 에지가 비교적 선명하게 나타날 수 있다면 Hough 변환을 사용할 수 있다. Barber등은 원형 물체의 중심을 찾기 위해 Hough 변환을 사용하였고[2], Bewes 등은 둥근 객체를 검출하기 위해 generalized Hough변환을 사용하였다[3]. 이 방법들은 검출하고자 하는 객체가 원형에 가까운 경우에는 좋은 결과를 보일 수 있지만 그렇지 않은 경우 객체 추출에 실패할 가능성이 높다는 단점이 있다.

물체의 방사상의 대칭성을 이용하는 fast radial 변환(FRT)을 사용하는 방법들도 보고되었는데, Schier등은 Hough 변환 대신에 FRT를 사용하였다[4]. 그러나 이 방법은 물체들이 조밀하게 군집되어 있는 경우 방사성 대칭성이 떨어지므로 좋지 않은 성능을 나타낸다는 단점이

있다.

Distance 변환을 사용하는 방법도 제안되었다. Distance 변환은 이진 영상에 적용되는데, 어떤 화소가 배경에서부터 얼마나 떨어져 있는지를 나타내는 영상이 만들어진다. Men 등은 distance 변환과 함께 watershed 알고리즘을 사용하여 페트리 접시 내의 박테리아를 계수하는 방법을 제안하였고[5], Zhao 등은 곡물을 낱알을 계수하는 알고리즘을 보고하였다[6].

이와 같은 distance 변환은 물체의 형태가 원형일 필요가 없으며 크기에 영향을 받지 않는다는 장점이 있는데, 변환 후 영상에서 피크(peak) 값들이 각 물체의 중심을 나타내기 때문에 계수를 위한 매우 중요한 정보를 제공해준다. 그러나 영상의 샘플링 및 디지털화 특성에 의해 동일한 크기의 피크들이 인접해서 나타나는 경우가 흔히 발생하고, 계수 결과에 오류를 발생시킬 수 있다는 단점이 있다.

본 논문에서는 이러한 물체의 계수를 위한 새로운 방법을 제안한다. 제안된 알고리즘은 가능한 한 일반적인 상황에서의 계수에 초점을 맞추는데, 계수 대상으로 페트리 접시에 있는 다양한 크기의 박테리아나 스마트폰으로 촬영한 곡물 영상 등 실제 환경에서 사용할 수 있는 알고리즘에 초점을 맞추었다. 따라서 물체의 형태나 크기 변화에 무관하게 물체의 정보를 제공하는 distance 변환을 채택한다. 특히 distance 변환 영상에서 피크를 검출할 때 발생하는 문제를 해결하기 위해 영상을 가우시안 필터로 평활화하는 방법을 사용한다. 이 경우 필터의 크기가 계수 결과에 큰 영향을 미치는데, 제안된 방법에서는 K-means 알고리즘을 이용하여 자동으로 평활화 필터의 크기를 계산한다. 이러한 정보는 피크 값을 구하기 위한 윈도우 크기 결정에도 사용되어 매우 안정적으로 객체의 중심을 추출할 수 있도록 한다.

## 3. 제안된 알고리즘

Fig. 2는 제안된 방법의 전체 흐름도를 보여준다. 먼저 입력 영상에 대한 전처리 과정을 통해 배경에 대한 처리와 잡음이 제거된 이진 영상을 만든다. 이후 이 영상의 distance 변환 영상을 구한다. 계수를 위해서는 변환 영상에 적절한 필터를 적용하고 적절한 윈도우 크기로 피크 검출을 진행해야 한다. 이를 위해 최적의 파라미터를 추출해야 하고, 추출한 파라미터를 이용해 최종적인 물체의 개수를 계산한다.

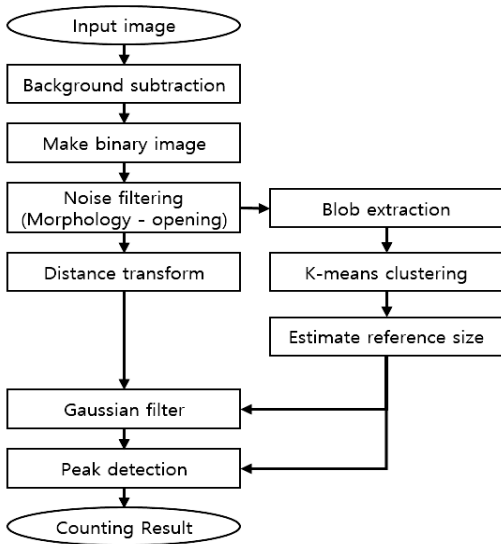


Fig. 2. Flowchart of the proposed scheme.

3.1. 영상의 전처리

영상이 입력되면 먼저 배경과 물체 영역을 구분하여 이진 영상을 만든다. 영상의 이진화를 위해서는 Otsu 알고리즘을 사용하는데, 히스토그램에서 클래스간의 분산(inter-class variance)을 최소화하는 값을 이진화 문턱값(threshold)으로 구해준다. 만약 영상이 Fig. 1(a)와 같이 실험실과 같은 좋은 조명 환경에서 구해진다면 문제가 없겠지만, (b)와 같이 스마트폰으로 야외에서 촬영된다면 밝기가 균일하지 않은 영상이 만들어진다. 이 경우 하나의 문턱치로는 물체와 배경을 분리하는 이진화 영상을 구하는 것이 불가하며 적응형(adaptive) 이진화 기법을 사용해야 한다. 본 논문에서는 이를 위해 rolling ball 알고리즘을 채택하였다[7]. 이것은 밝기가 균일한 배경에 물체가 올려져 있다는 가정을 바탕으로 하는데, Fig. 3(a)와 같이 원래는 동일한 배경이 불균일한 밝기로 나타나는 것을 회색조 모폴로지(gray-scale morphology) 연산을 바탕으로 (b)와 같이 균일화하는 기법이다.

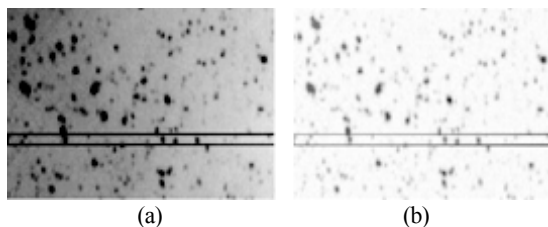


Fig. 3. An example of rolling ball algorithm: (a) before and (b) after rolling ball [7].

입력 영상에 rolling ball 알고리즘을 적용하여 배경 밝기를 균일화한 후 이진화 문턱치를 구해 이진 영상을 만든다. 이진 영상의 경계 영역에서 발생할 수 있는 잡음을 제거하기 위해 모폴로지 연산을 수행하는데, 열림(opening) 연산을 적용한다. 열림 연산을 수행할 경우, 약한 강도로 붙어있는 물체들을 간단하고 효율적으로 분리할 수 있다. 최종적으로 구해지는 이진 영상을 이용하여 계수 알고리즘이 적용된다.

3.2. Distance 변환

본 논문에서는 원이나 타원과 같이 물체의 형태에 제약이 없지만 오목(concave)한 곳이 없는 볼록(convex)한 형태를 갖는 임의의 크기의 물체를 가정하였다. 이러한 물체들은 Hough 변환이나 Template matching과 같은 방법을 적용할 수 없다. Distance 변환은 이 경우 좋은 대안이 되는데, 모든 전경 화소들에 대해 가장 가까운 배경까지의 거리를 갖는 영상이 만들어진다. 물체의 중심을 배경에서 가장 먼 화소로 볼 수 있으므로 변환 영상에서 가장 큰 값이 그 물체의 중심이 된다. 따라서 계수 알고리즘은 distance 변환 영상에서 거리의 피크 값을 갖는 화소를 찾는 과정으로 단순화된다. Distance 변환에서 “거리”를 계산하기 위해 Fig. 4와 같은 여러 가지 방법을 사용할 수 있는데, 제안된 방법에서는 (c)의 Chessboard 방법을 사용하였다. Fig. 5는 이와 같은 distance 변환의 예를 보여주고 있다.

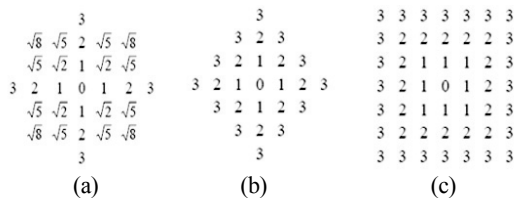


Fig. 4. Type of distance transform, (a) Euclidean, (b) City-block, (c) Chessboard.

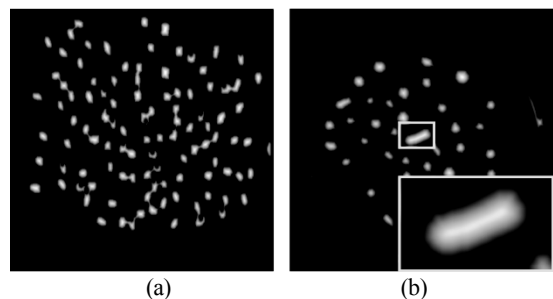


Fig. 5. Distance transform images, (a) coffee beans, (b) petri dish.

변환 영상에서 피크 값을 검출할 때 하나의 문제가 발생하는데, 동일한 크기의 거리 값이 연속적인 위치에서 나타날 수 있다는 것이다. 이것은 거리 변환 영상의 화소 값이 정수이기 때문에, 따라서 동일한 정수 값이 연속적으로 나타나는 경우가 많이 발생할 수 있다. 예를 들어 Fig. 5(b)에서 확대된 부분과 같이 중앙의 긴 물체의 경우 중심에 비슷한 크기의 여러 화소가 인접하여 나타난다. 이런 경우 계산되어야 할 중심이 생략되거나 하나의 물체가 여러 중심으로 계산되어 최종적인 계수 결과에 에러를 유발하게 된다. 이것은 distance 변환으로 인한 카운팅의 근본적인 문제이다. 따라서 본 논문에서는 변환 영상을 가우시안 필터링 한 후 피크점을 찾는데, 이 과정에서 인접한 동일한 거리 값들을 필터에 의해 다른 가중치의 값들로 바꾸어 적절한 피크점을 찾을 수 있게 한다. 그러나 문제는 필터의 크기를 결정하는 것인데, 필터가 너무 작으면 효과가 작고 여전히 많은 개수 결과를 나타낼 것이고, 너무 크면 실제로 분리되어 있는 객체를 하나로 판단하여 적은 개수 결과를 보이게 되기 때문이다. 따라서 필터의 크기 예측이 무엇보다 중요하다.

**3.3. 객체의 기준 크기 계산**

필터의 크기 예측을 위해서는 대상 객체의 크기 정보가 필요하다. 본 논문에서는 이를 위해 k-means 알고리즘을 사용하였다. 이 알고리즘은 데이터의 군집화(clustering)를 위해 사용되는데, 다음과 같은 평균자승오차(Mean Squared Error) 함수를 반복적으로 적용하여 전체 오차를 최소화시키는 방법이다[8].

$$J_{MSE} = \sum_{i=1}^k \sum_{X \approx \omega_i} |x - \mu_i|^2 \tag{1}$$

where  $\mu_i = \frac{1}{N} \sum_{X \approx \omega_i} x$

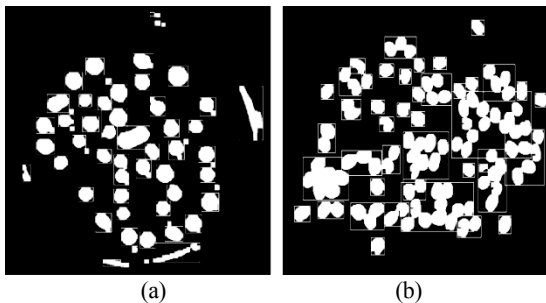


Fig. 6. Examples of blob extraction.

먼저 연결화소분석(connected component analysis)을 통해 블롭(blob)들을 추출하고 각 블롭의 넓이를 구한다. k-means 알고리즘에 모든 블롭의 넓이를 넣고 가장 큰 그룹의 블롭 크기를 찾고 이것을 물체의 기준 넓이로 사용한다. 이 결과는 모든 블롭의 평균 넓이에 비해 훨씬 안정적이는데, 예를 들어, Fig. 6의 (a)와 같이 대부분의 물체가 서로 충분히 떨어져 있는 경우에는 비슷하겠지만, (b)와 같이 비교적 물체들이 가까이 붙어 있는 경우에는 원래 보다 훨씬 큰 넓이가 계산될 수 있기 때문이다. 결국 k-means를 이용하여 (b)와 같이 많은 물체들이 가까이 붙어 있는 경우에도 유사한 넓이가 가장 많은 그룹을 구하고 그 그룹이 기준이 된다. 따라서 k-means 알고리즘의 결과로 적절한 그룹의 기준 크기( $R_{ref}$ )를 구할 수 있고 이로 인해 하나의 물체 크기를 안정적으로 구할 수 있게 된다.

k-means 알고리즘을 통해 구해진 기준 크기는 가우시안 필터링과 피크 검출 단계에서 윈도우 크기를 결정하는데 사용된다.

본 논문에서는 물체를 원형으로 가정하고 기준 넓이를 이용해 기준 원의 반지름을 구한다. 따라서 Fig. 7과 같은 가우시안 필터를 생성할 때 이와 같은 기준 원의 반지름을 사용한다. 이 필터를 이용한 평활화를 통해 인접한 영역에 같은 피크값이 나타나는 경우에도 보다 더 중심에 가까운 화소가 상대적으로 더 큰 값을 갖게 된다. 필터의 크기가 하나의 물체 크기와 유사하므로 필터링의 효과를 충분히 보이면서도 인접한 다른 객체들에는 영향을 주지 않게 된다.

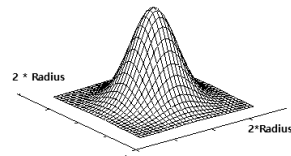


Fig. 7. Gaussian filter.

**3.4. Peak 검출을 통한 계수**

마지막 단계는 가우시안 필터링이 적용된 변환 영상에서 피크 화소들을 찾는 작업이다. 피크는 영상에서 지역적인 최대값(local maxima)로 나타나기 때문에 윈도우의 크기를 설정하여야 한다.

만약 물체들이 서로 겹치지 않는다면 기준 원의 지름( $2R_{ref}$ )을 윈도우의 크기로 사용할 수 있다. 그러나 실제로는 물체들이 서로 어느 정도 중첩되어 나타나는 경우가 발생하므로 윈도우의 크기는 이보다 작아야 한다. 피크 검출 윈도우의 크기는 다음과 같이 구한다.

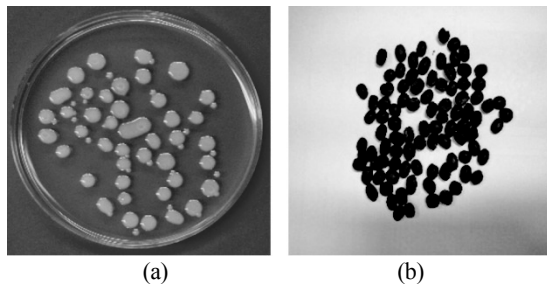
$$W_{peak} = \frac{2R_{ref}}{\alpha} \quad (2)$$

이때,  $R_{ref}$ 는 기준 원의 반지름이고,  $\alpha$ 는 물체들의 중첩 계수(degree of object clustering)로 물체들이 거의 서로 겹치지 않는다면 1이 되며, 중첩이 많을수록 큰 값이 되어야 한다. 실험에서는 이 값을 2로 설정하였다. 최종적으로 필터링 영상에서 모든 피크 화소를 찾는데, 각각의 피크 화소가 하나의 물체를 중심으로 그 물체를 대표하고 이러한 화소의 개수가 최종적인 물체의 수가 된다.

#### 4. 실험 결과

제안된 알고리즘은 window-10 운영체제의 PC에서 구현되었고, visual studio 2013에서 C++을 이용하여 구현하였다. 또한, 모바일 환경에서 실행될 수 있도록 Android studio를 이용하여 안드로이드 앱으로도 구현하였다.

알고리즘의 성능 분석을 위해 실험실에서 촬영된 세균 배양 접시 영상[9]과 스마트폰으로 촬영한 커피 원두 영상들을 사용하였다. Fig. 8(a)는 사용된 세균 영상을 보여 주고, (b)는 커피 원두 영상의 예를 나타내고 있다.

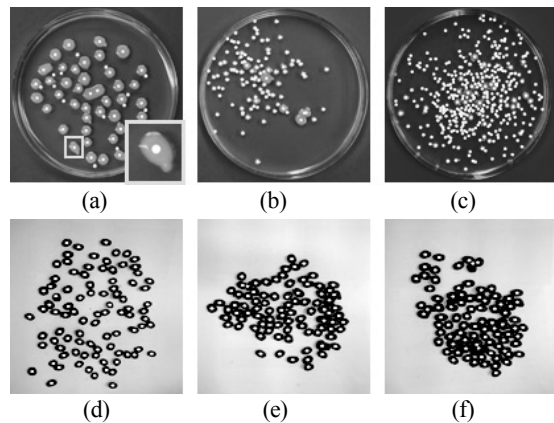


**Fig. 8.** Examples of test data. (a) Bacteria colonies on agar plate and (b) coffee bean image captured from smartphone camera.

먼저 세균 영상은 agar plate라고 불리는 배양 접시에 세균을 넣어 여러 시간 배양한 후 영상을 촬영한 것으로 대부분의 객체가 둥근 형태를 갖고 다양한 크기로 나타난다. 세균들은 색상이 대부분 유사하고, 접시의 여기저기 흩어져 있지만, 데이터에 따라서는 세균들이 군집하여 나타나는 경우도 많다. Fig. 9의 (a), (b), (c)는 이러한 데이터에서 객체들을 찾아 중심을 나타내고 있다. 이 데이터 처리를 위해서는 먼저 접시의 경계영역에서 발생하는 반사광이 에러를 일으킬 수 있기 때문에 테두리 부분을 원형으로 마스킹하여 제거 한 후 제안된 알고리즘을 적용하였다. 영상에서 알 수 있듯이 세균의 계수에서는 영역

들이 중첩되어 나타나는 경우가 많은데, 이에 따라 사람이 판단하기도 모호한 경우도 발생한다. 제안된 알고리즘이 k-means 알고리즘을 이용해 추정된 필터 크기를 바탕으로 distance 변환 영상을 필터링하고 피크 점들 찾는 방법으로 안정적으로 객체의 수를 계산하는 것을 알 수 있었다.

커피 원두 영상은 Fig. 9의 (d), (e), (f)와 같이 바닥에 커피 원두를 놓고 스마트폰 카메라로 비교적 수직 방향에서 촬영한 것으로, 동일한 바닥이지만 촬영시의 조명 조건에 따라 영상에서 불균일하게 나타나는 경우가 많았다. 또한 대부분 비슷한 형태를 가지지만 원두의 아래와 윗부분에 따라 표면의 반사 정도가 약간 다르게 나타났으며, 세균 영상에 비해 그림자의 영향도 나타났다. 배경의 불균일함은 rolling ball 알고리즘을 통해 충분히 제거되었으며 다수의 원두가 중첩되어 있더라도 안정적으로 중심을 추출하고 계수할 수 있었다.



**Fig. 9.** Result image, (a) (b) (c) are petri dishes, (d) (e) (f) are images of coffee beans.

Table 1은 제안된 방법으로 계수한 결과를 사람이 직접 계수한 결과와 비교한 결과를 보여주고 있다. 전체적으로 객체의 형태가 더 명확한 커피 원두 데이터에서 더 좋은 결과를 보였다.

세균 데이터의 경우 상대적으로 큰 객체가 작은 객체와 연결된 경우 작은 객체를 찾지 못하는 현상(예를 들어 (a) 사각형 표시 부분)의 이 나타났는데, 이것은 평균 객체의 크기에 비해 너무 작은 객체 영역의 피크값들이 필터링 과정에서 제거되기 때문이다. 또한 (c)의 중앙 부분과 같이 지나치게 중첩된 부분이 많은 경우 객체를 누락하는 경우가 많이 발생하는 것을 알 수 있다.

**Table 1.** Comparisons between human counting and automatic counting result

Sample	Human counting	Automatic counting	Relative error
(a)	65	58	10.7%
(b)	113	109	3.5%
(c)	411	392	4.6%
(d)	90	90	0%
(e)	90	87	3.3%
(f)	90	86	4.4%

커피 원두 데이터에 대한 실험에서는 세균 데이터와는 다르게 크기 차이의 문제는 거의 생기지 않는다. 따라서 이 경우는 물체가 겹치는 현상에 따라 성능이 좌우된다. (d)와 같이 원두가 잘 흩어져 있는 경우는 좋은 결과를 나타낸다. (e), (f)의 경우처럼 원두가 뭉쳐져 있는 경우 적절한 기준 크기를 구하기 힘들기 때문에 (d)의 경우보다 좋지 않은 결과를 얻었다. 그렇지만 이 데이터의 경우 대부분의 오차율이 10% 이내로 원두와 같은 곡물의 경우 비록 촬영 영상의 환경이 좋지 않더라도 객체 크기의 차이가 심하지 않은 경우는 매우 안정적인 계수 능력을 보여 주는 것을 알 수 있다.

결과적으로 본 논문에서 제안된 알고리즘이 물체의 크기가 대체로 일정할 경우 물체의 겹침에도 알고리즘적으로 적절히 영역을 선택하여 안정적으로 계수하는 것을 알 수 있다.

본 논문은 샘플로 제공된 박테리아와 실생활에서 촬영 가능한 곡물들의 개수를 측정하기 위한 알고리즘을 제안했다. 특별한 샘플을 제안하는 방법이 아닌 보다 유연한 연산을 위해 distance 변환을 이용하고 distance 변환의 단점을 개선하기 위해 k-means를 이용해 적절한 필터 영역을 추출하여 보다 정확도와 효율을 높였다.

## 5. 결론 및 향후 과제

본 논문에서는 농업이나 생물학 분야 등에서 흔히 요구되는 콜로니 계수(colony counting)을 위한 새로운 방법을 제안하였다. 제안된 방법은 distance 변환을 통해 물체의 중심 영역을 찾는데, k-means 알고리즘을 통해 변환 영상에 대한 적절한 가우시안 필터의 크기를 계산하고, 이를 바탕으로 변환 영상을 필터링하고, 결과 영상에서 적절한 원두우 크기를 이용하여 피크 화소를 검출하도록 함으로써 안정적인 계수와 물체의 중심 추출을 가능하도록 하였다. 또한 제안된 알고리즘은 안드로이드 앱으로도

개발하여 스마트폰 카메라를 이용해 실생활에서 사용할 수 있도록 하였다. 실험 결과 제안된 방법이 세균 번식 영상이나 스마트폰으로 촬영한 곡물 영상에 모두 안정적인 결과를 보이는 것을 알 수 있었다. 향후 과제로는 제안된 방법에서 물체의 크기 차이가 심하거나 겹침이 많은 영상에서 성능이 다소 떨어지는 문제가 있는데, 이를 보완하는 방법을 연구할 예정이다.

## 참고문헌

1. J. G. Barbedo, "A Review on Methods for Automatic Counting of Objects in Digital Images," *IEEE Latin America Transactions*, vol. 10, no. 5, pp. 2112–2124, Sep. (2012).
2. P. R. Barber, B. Vojnovic, J. Kelly, C. R. Mayes, P. Boulton, M. Woodcock, and M. C. Joiner, "Automated counting of mammalian cell colonies," *Phys. in Medicine and Biology*, vol. 46, pp. 63–76, (2001).
3. J. M. Bewes, N. Suchowerska, and D. R. McKenzie, "Automated cell colony counting and analysis using the circular hough image transform algorithm (CHiTA)," *Physics in Medicine and Biology*, vol. 53, pp. 5991–6008, (2008).
4. J. Schier and B. Kovar, "Automated counting of yeast colonies using the fast radial transform algorithm," in *Proc. Int. Conf. Bioinformatics Models, Methods and Algorithms*, pp. 22–27, (2011).
5. H. Men, Y. Wu, X. Li, Z. Kou, and S. Yang, "Counting method of heterotrophic bacteria based on image processing," in *Proc. IEEE Conf. Cybernetics and Intelligent Systems*, pp. 1238–1241, (2008).
6. P. Zhao and Y. Li, "Grain counting method based on image processing," in *Proc. Int. Conf. Information Engineering and Computer Science*, (2009).
7. Jeong In Park., Jin Tak Choi, "Background Subtraction Algorithm based on a Improved Rolling Ball", *The Society Of Convergence Knowledge*, vol 1, no. 2, pp. 15-21, (2013).
8. Bok Ju Lee, Moon Hyuck, Young Kyu Choi, "Lane Detection and Tracking Algorithm for 3D Fluorescence Image Analysis", *Journal of the Semiconductor & Display Technology*, vol. 15, no. 1, pp. 27-32 (2016)
9. <http://cs.colby.edu/maxwell/courses/cs397vision/F07/abs/lab02/colonyPictures/>

접수일: 2016년 8월 16일, 심사일: 2016년 9월 7일,  
게재확정일: 2016년 9월 20일