

Hough 변환을 이용한 입경 측정을 위한 영상처리 알고리즘의 개선

Improvement of Image Processing Algorithm for Particle Size Measurement Using Hough Transform

김유동*, 이상용*

Yu Dong Kim and Sang Yong Lee

Abstract

Previous studies on image processing techniques for particle size measurement usually have focused on a single particle or weakly overlapped particles. In the present work, the image processing algorithm for particle size measurement has been improved to process heavily-overlapped spherical-particle images. The algorithm consists of two steps; detection of boundaries which separate the images of the overlapped particles from the background and the particle identification process. For the first step, Sobel operator (using gray-level gradient) and the thinning process was adopted, and compared with the gray-level thresholding method that has been widely adopted. In the second, Hough transform was used. Hough transform is the detection algorithm of parametric curves such as straight lines or circles which can be described by several parameters. To reduce the measurement error, the process of finding the true center was added. The improved algorithm was tested by processing an image frame which contains heavily overlapped spherical particles. The results showed that both the performances of detecting the overlapped images and separating the particle from them were improved.

주요기술용어(Key Words) : Particle Size Measurement(입경 측정), Heavily Overlapped Particles(중첩 입자), Image Processing(영상 처리), Hough Transform(Hough 변환)

기호설명

r : radius y : y-coordinate
 x : x-coordinate

1. 서론

입경 측정 기법에는 크게 채집 등의 방법을 이용하는 직접적 측정 기법과 광학계를 이용한 간접적 측정 기법이 있다. 광학계를 이용하는 방법은 유동장에 영향을 주지 않는다는 장점이 있으며, 여기에는 광산란 기법(light scattering method), 위상 도플러 기법(phase Doppler method), 영상 처리 기법 등이 있다. 영상 처리를 이용한 입경 측정 기법은 입자의 형상에 관계없이 직접적인 가시화가 가능하다는 점에서

다른 광학적 측정 기법에 비하여 장점을 가진다. 직접적인 가시화는 타원형이나 중첩된 형태의 입자와 같은 비구형의 입의 형상의 입자 처리를 가능하게 한다.

Kim과 Lee¹⁾는 형상 인식 알고리즘을 이용하여 분무 영상으로부터 액적의 크기를 측정하였다. 그들은 측정된 영상을 PC에 저장한 후 line-by-line 기법²⁾과 런코딩(run coding) 기법³⁾ 등의 형상 인식 알고리즘을 사용하여 구형 입자의 입경을 계산하였다. Line-by-line 기법이란 전체 영상을 한번에 처리하는 대신 몇 개의 행(row) 만을 순차적으로 처리해 나가는 기법을 의미한다. 런(run)이란 영상의 한 행에서 물체를 표현하는 연속적인 화소의 집합체를 의미하며, 이 런들을 이용하여 입자의 연결 상태를 파악하고 입자 분리를 수행하는 기법을 런코딩 기법이라 한다. 이러한 기법은 행 단위 계산은

* 한국과학기술원 기계공학과

수행하기 때문에 컴퓨터의 기억 용량이 작아도 효율적인 계산이 가능하다. Kim과 Lee¹¹⁾는 정상적인 연결 상태를 갖는 런들의 형상(pattern)을 미리 정하고, 런코딩 시 형상 비교(pattern matching)를 통해서 비정상적인 연결 상태를 가지는 형상(즉, 중복된 입자 및 비구형 입자)은 처리에서 제외하였다. 최근에 Kim 등¹²⁾은 일부만 영상에 감지된 입자, 중첩된 입자 그리고 타원형 입자 등의 처리에 초점을 두고 형상 인식 알고리즘을 개선하였다. 기존의 알고리즘은 입자의 크기를 계산하기 위하여 주로 질량 중심(mass center)¹³⁾을 이용하였으나, Kim 등¹⁴⁾은 외심(circumcenter)을 이용한 방법을 제안하였다. 외심을 이용한 방법은 특히 입자의 일부만 영상에 감지된 경우에 유용하다. 또한, 그들은 중첩된 입자의 분리를 위해 최소 볼록 다각형(convex hull)의 개념을 도입하였다. 여기서 최소 볼록 다각형이란 입자의 경계 좌표들을 직선으로 연결했을 때 길이의 합이 최소가 되는 선분들로 이루어진 다각형을 의미한다. 또한 Kim 등¹⁵⁾은 타원형의 입자를 인식하기 위하여 입자의 장축과 단축을 비교하고, 그 차이가 클 경우 입자를 타원형으로 판단하였다. 그러나 이러한 선행 연구들은 주로 회박한 분무의 영상에서 관찰될 수 있는 단일 입자나 약하게 중첩된(weakly overlapped) 입자의 처리에 중점을 둔 것들이다. 따라서 이러한 방법들은 크게 중첩된(heavily overlapped) 입자를 가지는 농후한 분무 영상의 처리에는 한계가 있다.

Kruis 등¹⁶⁾은 "sparse Hough transform"이라는 형상 인식 알고리즘을 개발하고 이를 응집체(aggregated or agglomerated particle) 내의 구형 입자의 인식에 적용하였다. 여기서 Hough 변환¹⁶⁾은 몇 개의 매개 변수로 기술이 가능한 곡선(parametric curve)을 영상으로부터 인식하는 알고리즘을 의미한다. 예를 들어 원은 중심의 x, y 좌표와 반지름(r) 등의 3 개의 매개 변수로 기술이 가능한 곡선이며 따라서 Hough 변환을 통하여 인식할 수 있다. 응집체는 많은 수의 기본 입자(primary particle)들을 가지며 이것들은 서로 합착되어 있어 영상에서는 중첩되어 나타난다. 따라서 Kruis 등¹⁶⁾의 방법은 크게 중첩된 분무 입자에 적용이 가능하다. 그러나 그들의 연구에서 이용된 영상은 배경 명도의 불균일성과 입자의 불규칙성(입자 경계의 거칠기 등) 등이 적어 영상의 질(quality)이 좋은 이상적인 것이었다. 실제 분무 영상은 그들의 영상보다 낮은 질(quality)을 가진다. 따라서 Kruis 등¹⁶⁾의 방법을 직접 실제 분무 영상에 적용하는 것은 큰

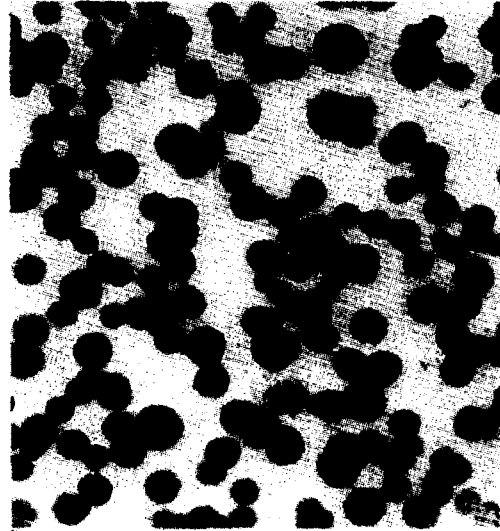


Fig. 1 The Spray Drop Image

오차를 유발할 수 있다.

2. 알고리즘 개선

Fig. 1은 채집된 글리세롤 액적의 TEM (transmission electron microscope) 영상이며, 본 연구에서는 이 영상에 나타나 있는 입자들을 인식하고 그 크기를 측정하는 것을 목적으로 하여 알고리즘을 개선하였다. Fig. 1을 보면 많은 입자들이 중첩되어 있는 것이 관찰되며, 또한 각각의 입자들은 서로 다른 명도를 가지고 그 경계도 명확한 것과 흐린 것이 함께 존재하고 있다.

2.1 경계 인식

영상 처리 방법에서 입자의 경계를 인식하는 데에는 주로 2 가지 방법이 이용되어 왔다. 그 중 하나는 명암 판별 기준(gray-level threshold)을 이용하는 것이고, 또 다른 하나는 명도 기울기 기준(gray-level gradient threshold)을 이용하는 것이다. 전자를 이용할 때에는 입자와 배경의 명도 사이에서 적절한 명암 판별 기준값을 선정하고 이 기준값보다 명도가 작으면 입자로 크면 배경으로 인식한다¹⁷⁾. Fig. 2(b)는 Fig. 2(a)에 명암 판별 기준을 적용한 결과이다. 흰 부분이 배경이며 검은 부분이 입자를 나타낸다. 중첩되지 않은 영역에서의 경계는 명확한 반면, 중첩된 영역(Fig. 2(b)의 화살표 표시 부분)에서의 경계는 명확하지 않음을 그림으로

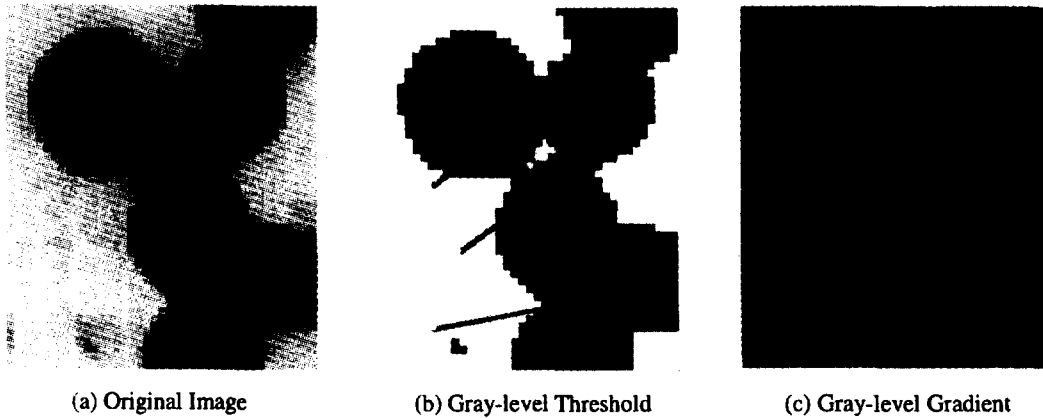


Fig. 2 Boundary Detection Results

부터 알 수 있다. 따라서 명암 판별 기준은 크게 중첩된 입자의 영상에 적용하는 데에 한계가 있음을 알 수 있다.

그래서 본 연구에서는 경계 인식을 위하여 명도 기울기 기준을 이용하였다. Fig. 2(c)는 소벨 연산자(Sobel operator)¹⁰⁾를 이용하여 구한 Fig. 2(a)의 명도 기울기(gray-level gradient)를 그림으로 나타낸 것이다. 밝을수록 명도 기울기 값이 클수록 의미한다. 일단 명도 기울기 기준이 설정되면, 이 기준보다 높은 명도 기울기를 가지는 픽셀(pixel)은 경계로 인식되고 원래의 영상은 배경과 입자로 구분되는 2진 영상으로 변환될 수 있다. 이 경우, 만약 명도 기울기 기준이 너무 높게 설정되면 중첩된 영역에서의 경계가 불명확해 지고, 반대의 경우에는 경계가 너무 두꺼워진다. 본 연구에서는 중첩된 영역에서의 경계를 명확히 하기 위하여 명도 기울기 기준을 낮게 설정하고, 두꺼워진 경계를 얇게 바꾸는 과정(boundary-thinning process)을 도입하여 문제를 해결하였다. 경계를 얇게 바꾸는 과정에서는 연결성을 잃지 않으면서 명도 기울기가 최대가 되는 픽셀을 추적하여 그 픽셀을 경계로 인식하였다. 이러한 과정을 통하여 경계를 1 픽셀 두께로 얇게 하였다. Fig. 3(a)는 명도 기울기를 나타내는 그림이고, Fig. 3(b)는 1 픽셀 두께로 바뀐 경계를 보여주는 그림이다.

2.2 입자 인식 - Hough 변환

중첩된 입자를 분리 인식하기 위하여 Kim 등¹¹⁾은 최소 볼록 다각형(convex hull)의 개념을 도입하였다. Fig. 4는 이 방법을 나타낸 그림이다. Fig. 4(a)에는 2 개의 입자가 중첩되어 있다.

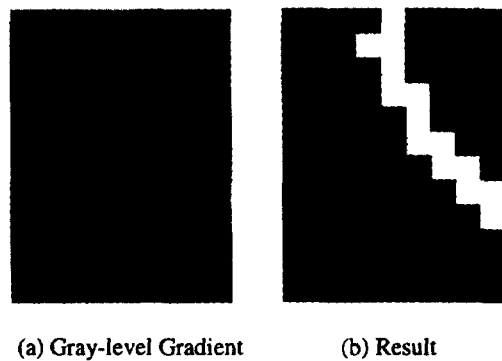


Figure 3. Illustration of Boundary-thinning

그리고 최소 볼록 다각형은 그림과 같다. 여기서 점 a 와 b 는 각각 최소 볼록 다각형의 가장 긴 두 선분 CD 와 EF 로부터 가장 멀리 떨어진 경계점이다. Kim 등¹¹⁾은 이 두 점 a 와 b 를 기준으로 하여 입자를 분리하였다. 즉, 두 점 a 와 b 를 지나는 직선 AB 를 분리선(separation line)으로 하여 중첩된 입자를 두 부분으로 분리하고 각 부분을 따로 처리하여 입자의 크기를 측정하였다. Fig. 4(a)의 경우에는 분리선이 중첩 영역을 통과하므로 입자의 분리가 타당하게 이루어졌음을 알 수 있다. 그러나 Fig. 4(b)의 경우에는 이러한 분리가 적절하지 못하다. 여기서는 4 개의 입자가 중첩되어 있으며, 점 c 와 d 는 각각 가장 긴 두 선분 IJ 와 KL 로부터 가장 멀리 떨어진 경계점이다. 따라서 Kim 등¹¹⁾의 방법에 따르면 직선 GH 가 분리선이 되어 중첩 입자의 분리가 적절하지 않다. 이러한 관점에서 Kim 등¹¹⁾의 방법은 강하게 중첩된 입자의 처리에는 한계가 있음을 알 수 있다.

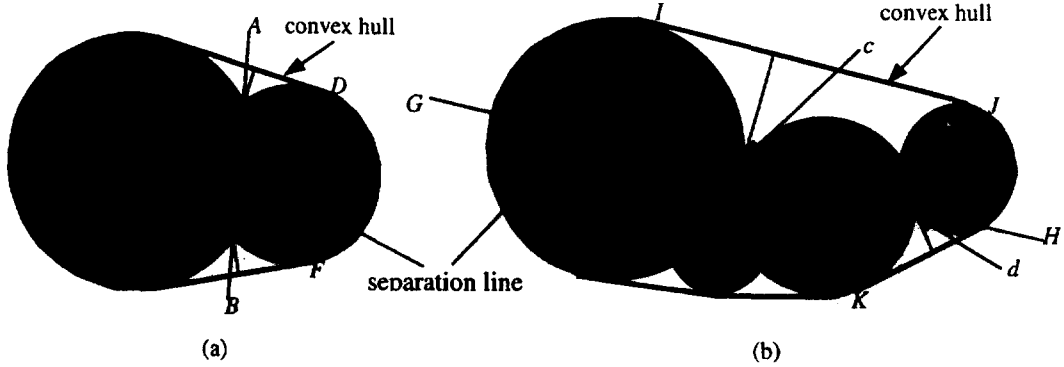


Figure 4. Illustration of Convex Hull

Hough 변환은 입자를 인식할 수 있는 또 다른 방법이다. Fig. 5는 Hough 변환의 원리를 보여주는 그림이다. Fig. 5(a)에서 사각형 기호들(픽셀 a, e, f 는 제외)은 경계 인식 과정으로부터 얻어진 경계 픽셀들을 의미한다. 원 A는 이러한 경계점으로 이루어진 실제 원으로 반지름은 R , 중심 위치의 픽셀 $a(X, Y)$ 이다. Hough 변환은 이러한 경계점의 정보로부터 실제 원 A를 찾는 알고리즘이다. Fig. 5(a)에서 먼저 찾고자 하는 원(원 A)의 반지름 R 을 알고 있다고 가정하자. 이 경우에 경계 픽셀 b 를 중심으로 반지름이 R 인 원 B를 그려보면 원 A의 중심 a 는 원 B의 원주상의 어느 점에 있을 것이다. 마찬가지로, 경계 픽셀 c 나 d 를 중심으로 반지름이 R 인 원 C, D를 살펴보면 원 A의 중심 a 는 원 C, D의 원주상의 어느 점이어야 한다. 이와 같이 모든 경계 픽셀에서 반경 R 인 원을 그려보면 각 원들이 픽셀 a 를 지나는 수가 가장 많게 된다. 즉, 원 A 내부의 다른 점(예컨대 픽셀 e 나 f)에 비해 픽셀 a 가 실제 원 A의 중심이 될 수 있는 확률이 가장 높게 되며, 따라서 이 픽셀이 실제 원(원 A)의 중심으로 인식되어야 한다. 모든 경계 픽셀을 동시에 고려하여 각 픽셀이 반지름 R 인 실제 원의 중심이 될 수 있는 확률을 구하고 이를 명도로 나타낸 것이 Fig. 5(b)이다. 이 그림에서 밝은 픽셀일수록 높은 확률을 가진다. Fig. 5(b)에서 알 수 있듯이 픽셀 $a(X, Y)$ 가 가장 밝다. 따라서 중심이 될 수 있는 확률이 가장 높으며, 실제 원의 중심으로 인식되어야 한다. 이것이 Hough 변환의 주된 개념이다.

여기서는 실제 원의 반지름을 알고 있다고 가정하였으나 실제 계산 시에는 그렇지 않다. 따라서 Hough 변환을 수행할 때에는 원 A 내부의 각 픽셀 위치 (x, y) 에서 중심일 수 있는

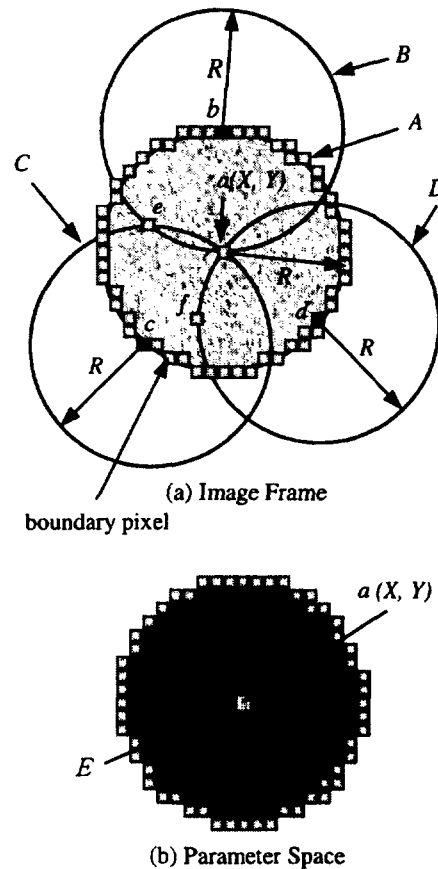


Figure 5. Illustration of Hough Transform

확률을 반지름 r 을 바꾸어 가면서 계산하여야 한다. 즉 원의 3개의 매개 변수인 x, y, r 을 모두 변화시키면서 확률을 구해야 한다. 이 3개의 매개 변수는 3차원의 매개 변수 공간(parametric space) (x, y, r) 을 구성한다. 그리고 계

산된 확률 중에서 가장 높은 값을 가지는 매개 변수 공간 상의 점 (X, Y, R) 을 실제 원을 나타내는 점으로 간주하고, 중심을 (X, Y) , 반지름을 R 로 인식한다.

매개 변수 공간은 3차원이므로 각 지점에서의 확률을 구하고 실제 원을 찾는 과정은 상대적으로 많은 계산시간을 요한다. 그래서 Kruis 등¹³⁾은 “sparse Hough transform”이라는 알고리즘을 개발하여 이러한 문제를 개선하였다. 일반적으로 입자의 내부에서 경계에 가까운 부분은 원의 중심이 될 확률이 낮고 경계에서 멀수록 확률이 높다. 따라서 경계에서 가까운 부분을 매개 변수 공간에서 제외시키면 “sparse” 매개 변수 공간을 얻을 수 있으며, 이 매개 변수 공간에서만 확률을 계산하면 처리 시간을 상당히 단축시킬 수 있다. 이러한 Hough 변환과 함께 Kruis 등¹³⁾은 매개 변수 공간에서 실제 원을 찾기 위하여 스레시홀드(threshold) 방법을 이용하였다. 즉, 기준이 되는 확률값(기준 확률값, threshold level)을 미리 설정하고 매개 변수 공간상에서 이 값보다 높은 확률을 가지는 지점은 모두 실제 원으로 간주하고 낮은 확률을 가지는 지점은 무시하였다. 상대적으로 작은 원은 큰 원에 비하여 적은 수의 경계 픽셀을 가지므로, 작은 원은 큰 원에 비하여 매개 변수 공간에서 나타나는 최대 확률이 작다. 따라서 기준 확률값이 너무 높으면 작은 원들은 스레시홀드에 의하여 무시될 수 있다. 반면 기준 확률값이 너무 낮으면 실제 원의 중심 주위의 여러 픽셀들이 원의 중심으로 오인될 수 있다. 예를 들어 Fig. 5(b)의 E 영역 내부의 픽셀들은 상당히 높은 확률값을 가지고 있으므로, 기준 확률값이 이보다 낮으면 E 영역 내부의 모든 픽셀들이 원의 중심으로 인식될 수 있다. 따라서 실제 원만을 찾을 수 있는 적절한 기준 확률값을 설정하는 것은 어렵다. 더욱이, 중첩된 실제 입자의 영상에서 입자의 경계는 부드러운 곡선을 형성하지 못하고 거친 부분이 많다. 매개 변수 공간으로부터 실제 원을 찾기 위해 Kruis 등¹³⁾에 의해 제시된 방법만으로는 불완전하다.

본 연구에서는 이러한 문제를 해결하기 위하여 매개 변수 공간에서 실제 원을 찾는 과정(center-searching process)을 개선하였다. 개선된 알고리즘에서는 일단 기준 확률값(threshold level)을 낮게 설정하여 가능한 한 많은 수의 입자를 매개 변수 공간으로부터 인식할 수 있도록 하였다. 여기에서 인식된 입자는 실제 입자가 될 가능성이 있는 후보 입자(candidate

particle)로 간주되었으며, 이 후보군 중에서 입자로 오인된 대상을 제거하는 과정을 알고리즘에 추가하였다. 이러한 목적을 위하여 Fig. 6에서와 같이 중첩된 입자들을 그 형태에 따라 3가지 유형(Type A, B and C)으로 분류하였고 각각의 유형을 처리하는 알고리즘을 개발하였다. 기준 확률값으로부터 구한 후보군에 대하여 각 형태에 대한 알고리즘을 차례로 적용하면(Type A \rightarrow Type B \rightarrow Type C) 잘못 인식된 후보 원들은 후보군에서 순차적으로 제거되므로 최종적으로는 실제 입자만을 인지하게 된다. 각각의 알고리즘은 아래의 설명과 같다:

Type A: Fig. 6(a)는 처리의 대상이 되는 영상으로 그림과 같이 3개의 입자(a, b, d)가 중첩되어 있다. 그러나 Hough 변환과 기준 확률값에 의한 스레시홀드 과정을 거치면 Fig. 6(b)와 같이 4개의 후보 원(원 A, B, C, D)들이 구해질 수 있다. 4개의 후보 원 중에서 원 C는 실제 원이 아님에도 불구하고 원으로 오인된 것임을 알 수 있다. 따라서 원 C는 제거되어야 한다. 이를 위해 명암 판별 기준(gray-level threshold)으로부터 구한 2진 영상과 후보 원의 영상을 비교하는 방법을 이용하였다. Fig. 6(b)의 은 영역이 2진 영상에서 입자 영역을 나타내는 것이다. 원 A, B, D의 내부 영역은 2진 영상과 비교적 잘 일치하지만, 원 C는 빗금 친 부분에서 2진 영상과의 불일치를 보인다. 이 불일치의 정도를 후보 원의 제거 기준으로 이용하였다. 즉 Fig. 6(b)의 빗금 친 부분과 같은 2진 영상과 후보 원의 영상이 일치하지 않는 부분의 면적이 해당 후보 원의 면적의 5% 이상이 되면, 그 후보 원은 잘못 인식된 입자로 간주하여 후보군에서 제외되었다. 예를 들어 Fig. 6(b)에서 빗금 친 면적이 원 C의 면적의 5%를 초과하므로 원 C는 후보군에서 제외되어야 하며 그 결과가 Fig. 6(c)에 나타나 있다.

Type B: Fig. 6(d)에 나타나 있는 입자와 같이 어떤 입자들은 영상에서 원형의 형상에서 벗어난 찌그러진 형상이 되거나 혹은 그 경계가 부드럽지 못하고 거친 형상이 될 수 있다. 이러한 경우 원의 실제 중심 근처에 중심을 가지는 몇 개의 후보 원이 Hough 변환의 결과로 얻어질 수 있다. 즉, 매개 변수 공간에서 실제 원을 나타내는 지점 근처에서 기준 확률값보다 높은 확률값을 가지는 지점들이 존재할 수 있다. 이 경우에는 Fig.

6(e)에서와 같이 비슷한 위치에서 비슷한 크기를 가지는 2 개 이상의 후보 원들이 얻어진다. 이러한 경우에는 매개 변수 공간에서 각 후보 원의 확률값을 비교하여 가장 높은 확률값을 가지는 후보 원을 제외한 나머지 후보 원을 후보군으로부터 제외하였다. Fig. 6(f)는 그 결과를 나타낸 그림이다. 본 연구에서는 이러한 유형(Type B)을 중심이 3 픽셀 거리 이내에 존재하는 후보 원들의 경우로 한정하여 처리하였다.

Type C: Fig. 6(g)에 나타나 있는 입자를 보면, 입자의 가장자리 한쪽(그림의 f부분)이 조금 튀어나와 있다. 이러한 경우에 Hough 변환을 통하여 후보 원을 구하면 Fig. 6(h)와 같이 서로 겹쳐진 2 개의 후보 원이 나타날

수 있다. (이 경우는 Type B와는 달리 두 후보 원의 중심이 상당히 떨어져 있다.) 이러한 유형에서는 경우에는 두 후보 원들을 각각 실제 원들로 볼 것인가 아니면 하나의 원만을 실제 원으로 볼 것인가가 문제가 된다. 하나의 원으로 본다면 입자 영상에서 튀어나온 부분(그림의 f부분)은 단일 입자가 찢어졌거나 혹은 입자의 표면이 아주 거칠다고 간주한 것이 된다. 따라서 이를 구분할 기준이 필요하며 본 연구에서는 겹쳐진 영역의 면적을 후보 원의 면적과 비교하여 기준을 설정하였다. 즉, 겹쳐진 영역(Fig. 6(h)의 빗금 친 영역)의 면적이 후보 원들 중에서 작은 후보 원의 면적의 90% 이상이 되면 작은 후보 원은 잘못 인식된

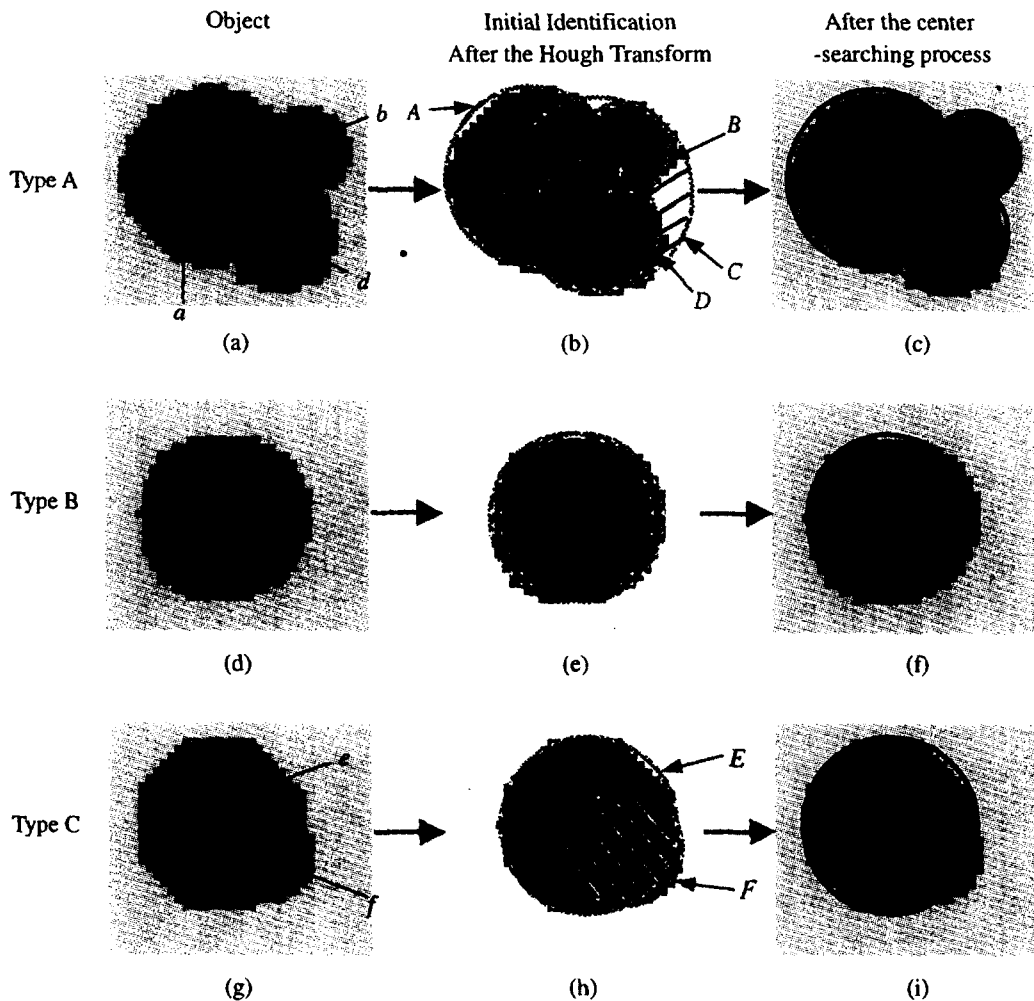


Figure 6. Illustration of the Process of Finding the Center

대상으로 간주하고 후보군에서 제외하였다. Fig. 6(h)의 경우는 빗금 친 영역의 면적이 후보 원 F 의 면적의 90%를 초과하므로 Fig. 6(i)와 같이 단일 원으로 인식하였다.

2.3 알고리즘 처리 결과

본 연구에서 개선된 알고리즘을 Fig. 1의 영상에 적용하였고 그 결과를 Fig. 7에 나타내었다. Fig. 7(a)는 명암 판별 기준(gray-level threshold)을 이용한 경계 인식의 결과이다. 중첩된 영역에서의 경계가 보이지 않거나 불명확하게 나타나고 있다. Fig. 7(b)는 소벨 연산자를 이용하여 구한 명도 기울기(gray-level gradient) 결과에 명도 기울기 기준(gray-level gradient threshold)을 적용한 결과이다. 중첩된 영역에서의 경계가 Fig. 7(a)에 비하여 더 명확하게 나타났음을 확인할 수 있다. Fig. 7(c)는 Fig. 7(b)에서 구한 경계의 폭을 1 픽셀로 줄이는 과정(thinning process)을 거친 결과이다. Fig. 7(c)에 나타나 있는 입자 경계에 대하여 Hough 변환을 수행하고 기준 확률값을 적용하면 후보 원들을 얻을 수 있다. 이 후보 원들에 유형 A(Type A)의 과정을 적용한 결과가 Fig. 7(d)이다. 즉, Fig. 7(d)는 명암 판별 기준으로 구한 2진 영상과 일치하지 않는 후보 원들을 후보군에서 제외시키고 난 이후의 결과이다. 모든 원들이 입자의 내부에만 존재하는 것을 확인할 수 있다. Fig. 7(e)는 Fig. 7(d)에 보이는 후보 원들에 유형 B(Type B)의 과정을 적용하여 잘못 인식된 원을 제거한 결과이다. Fig. 7(d)에 비하여 많은 수의 후보 원들이 제거되었다. Fig. 7(f)는 Fig. 7(e)의 후보 원에 유형 C(Type C)의 과정을 적용한 결과로 본 연구에서 최종적으로 얻은 실제 원의 결과이다. 이 결과를 보면 영상에 나타나는 전체 입자 중에서 약 90% 정도를 인식하고 있음을 볼 수 있다. 이러한 인식 효율은 상대적으로 높은 것이기는 하지만 여전히 완벽하지는 않다. 이는 원래의 입자가 완전한 구형이 아니거나, 혹은 배경 명도가 불균일하다는 등의 원인으로 인한 것이다. 또한 이는 완벽하지 못한 알고리즘에 기인할 수도 있다. 예를 들면 Fig. 7(c)에서 볼 수 있듯이 1 픽셀의 폭으로 줄이는 과정(thinning process) 이후의 입자 경계가 부드러운 곡선을 형성하지 못하고 거칠다. 이는 결국 Hough 변환에 영향을 주게

되며 최종 결과에도 그 영향이 전달되어 인식 효율을 저하시킬 수 있다. 이러한 문제점들을 해결하는 것은 추후의 연구 과제로 남겨두었다.

3. 결론

본 연구에서는 과도하게 중첩된 구형의 입자들을 처리하는 데에 초점을 맞추어 입경 측정을 위한 영상 처리 알고리즘을 개선하였다.

입자의 경계 인식을 위하여 명도 기울기 기준(gray-level gradient threshold)을 이용하였다. 그리고 여기에 경계의 폭을 줄이는 과정(thinning process)을 추가하여 경계를 인식하였다. Hough 변환을 수행한 후 얻어지는 매개 변수 공간(parameter space)에서 스레숄드를 통하여 후보 원들을 구하고, 이 후보 원들 중에서 실제 원을 가려내기 위한 과정을 도입하였다. 이를 위하여 중첩된 입자를 3개의 유형으로 분류하여 각각의 유형에서 잘못 인식된 후보 원을 제거할 수 있도록 하였다.

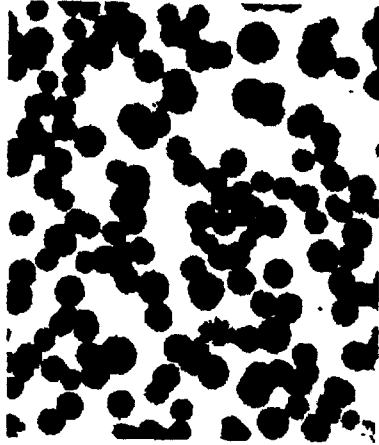
실제 영상에 개선된 알고리즘을 적용한 결과를 보면, 중첩 입자의 분리가 비교적 성공적으로 이루어졌음을 알 수 있으며, 본 연구의 경우 영상에 나타난 전체 입자의 약 90% 정도를 인식하였다.

후기

본 연구는 한국과학재단의 특정 기초 연구(KOSEF, 98-0200-03-01-3), 산학 협력 연구(KOSEF, 98-2-09-0401-2), 그리고 BK21 사업의 일부 지원으로 수행되었습니다.

참고문헌

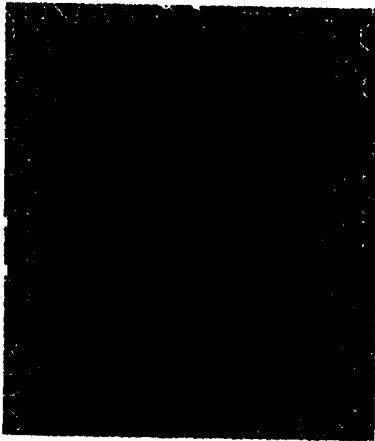
- 1 I.G. Kim and S. Y. Lee, A Simple Technique for Sizing and Counting of Spray Drops Using Digital Image Processing, *Exp. Thermal Fluid Sci.*, Vol. 3 (1990), pp. 214-221.
- 2 K. R. Castleman, *Digital Image Processing*, Prentice Hall (1979).
- 3 T. S. Huang, Coding of Two-Tone Images, *IEEE Trans. Commun.*, COM-25 (1977), pp.1406-1424.
- 4 J. Y. Kim, J. H. Chu and S. Y. Lee, Improvement of Pattern Recognition Algorithm for Drop Size Measurement, Atomization and Sprays, Vol. 9 (1999), pp. 313-329.
- 5 F. E. Kruis, J. V. Denderen, H. Burrman and B. Scarlett, Characterization of Agglomerated and



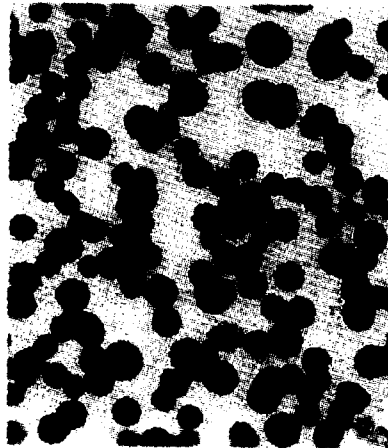
(a) Gray-level Thresholding



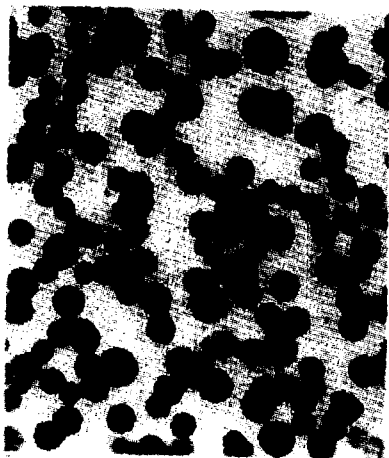
(b) Gray-level Gradient



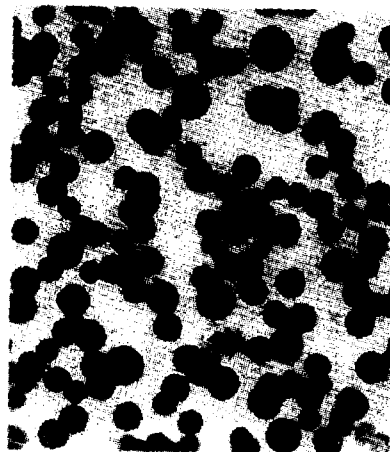
(c) Thinning Process



(d) After Type A Process



(e) After Type B Process



(f) Final Result

Figure 7. Processing Results

Aggregated Aerosol Particles Using Image Analysis, Part. Part. Syst. Charact., Vol. 11 (1994), pp. 426-435.

- 6 R. C. Gonzalez and R. E. Woods, Digital Image Processing, Addison-Wesley (1993). S. Y. Lee, B. S. Park, and I. G. Kim, Gray Level Factors Used in Image Processing of Two-dimensional Drop Images, Atomization and Sprays, Vol. 1, No.4 (1991), pp. 389-400.