

## 입경 측정을 위한 영상 처리 기법의 개선

김주연\* · 추정호\* · 이상용\*\*

(1998년 3월 3일 접수)

### Improvement of Image Processing Technique for Drop Size Measurement

Joo Youn Kim, Jeong Ho Chu and Sang Yong Lee

**Key Words :** Image Processing Technique(영상 처리 기법), Overlapped Drop(중복 입자), Non-Spherical Drop(비구형 입자), Circle and Ellipse Detection Algorithm(원 및 타원 인식 알고리즘), Threshold Level(명암 판별 기준값)

#### Abstract

In the present work, the image processing technique for measurement of drop sizes has been improved. Firstly, the local processing concept was adopted in addition to the global processing technique to take account of non-uniformity of the illumination intensity ; thereby, basically, the measurement error can be reduced. Also, the unfocussed image of drops can be eliminated more precisely since the elimination process is based on the local normalized contrast. Secondly, the algorithms to process the partially detected or overlapped drop images and the non-spherical drop images were developed. Finally, the improved algorithm was tested by using an artificially prepared image-frame, where the partial or overlapped particles and the non-spherical particles are mixed with the normal spherical ones (with their true size-distributions known a priori). The results showed that both the recognition rate of the number of particles and the measurement accuracy were improved prominently.

#### 1. 서 론

분무 유동에서 입경 및 속도 측정 기법의 개발은 미립화 기구 및 분무 특성의 해석을 위해 필수적인 분야라고 할 수 있다. 이러한 측정 기법에는 크게 유동 내부에 적절한 채집 기구를 이용하는 직접적 측정 기법과 광학계를 이용한 간접적 측정 기법이 있으며 특히 유동장에 영향을 주지 않는 레이저 및 영상 처리를 이용한 광학적 측정 기법은 계측 장비 및 컴퓨터의 발달과 더불어 크게 발전하고 있다. 레이저를 이용한 측정 기법으로는 광산란법(light

scattering method)과 위상 도플러 기법(phase Doppler method) 등이 있다. 광산란법을 이용한 측정 장치는 Malvern particle analyzer가 대표적이며 이는 단시간 내에 분무특성을 파악할 수 있고 측정이 비교적 쉬운 장점을 가지고 있어 가장 널리 사용되고 있으나 국소적인 측정이 불가능하고 정확도 면에서 타 기법에 비해 떨어지는 단점을 가지고 있다. 위상 도플러 기법은 입경과 속도를 동시에 측정해 낼 수 있는 장점이 있어 최근 가장 선호하는 측정 기법이나 측정 장비가 고가이고 실험에 많은 경험을 필요로 하는 단점을 가지고 있다. 특히 이러한 레이저를 이용한 측정 기법은 구형 입자에만 적용될 수 있으며 입자에 의한 광산란 신호를 적절한 신호 처리 기법을 이용하여 입경을 계산하

\*한국과학기술원 대학원 기계공학과

\*\*회원, 한국과학기술원 기계공학과

기 때문에 측정 오차의 직접적인 해석이 불가능하다.

영상 처리 기법은 장비가 비교적 단순하고 저가인 점, 비구형 입자에 적용이 가능한 점, 측정 진행 상황을 육안으로 판단할 수 있기 때문에 측정 오차에 대한 해석이 가능한 점 등 많은 장점을 가지고 있어 오래 전부터 많은 연구가 진행되어 왔다. 그러나 입경 측정을 위해서는 완벽하게 해결되지 않은 여러 과제들이 존재한다. 예를 들면 기하학적 비선형성(geometric nonlinearities), 심도 보정(depth of field correction), 회절 효과에 의한 경계 영역의 기울기 존재(boundary diffraction gray level gradient), 명암 판별 기준값(threshold level), 초점면 존재 판단 기준(infocus criterion), 형상 인식 알고리즘(pattern recognition algorithm) 등이 있다. Weiss 등<sup>(1)</sup>은 카메라를 통해 들어오는 영상의 전기적 신호를 직접 측정하여 입자가 존재할 때 발생하는 신호 변동의 폭과 기울기를 측정하여 입경과 초점면 존재 여부의 판단을 수행하였다. Ahlers 등<sup>(2)</sup>과 Kim과 Lee<sup>(3)</sup>는 측정된 영상을 PC에 저장한 후 line-by-line 기법과 런코딩(run coding) 기법 등의 형상 인식 알고리즘을 사용하여 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 계산을 수행하기 때문에 컴퓨터의 기억 용량이 부족한 당시에는 효율적이라 할 수 있었으나 전체 영상에서 각 입자들의 연결 상태를 알 수 없는 단점이 있다. 이는 나타낼 수 있는 런들의 형상(pattern)을 미리 정하고 런코딩 시 형상 비교(pattern matching)를 통해서 해결하였지만<sup>(3)</sup> 비정상적인 연결 상태를 가지는 경우 즉, 중복된 입자 및 비구형 입자의 처리에는 부적합한 기법이다. 또한, Ahlers와 Alexander<sup>(2)</sup>는 측정된 영상의 입자 위치가 초점면(focal plane)과의 거리에 따라 입경이 다르게 감지되는 문제점을 보완하기 위해 명암 판별 기준값을 사용하였으며 실험적으로 적절하게 정할 수 있는 방법을 채택하였으나 입경과 최적의 명암 판별 기준값은 별다른 상관관계가 없음을 발견하고 단순히 측정된 명암 판별 기준값의 산술 평

균을 취하였다. 이는 측정된 입자의 초점면 존재 여부를 판단하지 않고 최적의 단일 명암 판별 기준값을 설정하여 모든 측정에서 오차를 최소화하고자 한 것이다. 명암 판별 기준값의 적절한 선정에 대해서는 Lee 등<sup>(4)</sup>에 의해서도 연구되었는데 Rosin-Rammler 입경 분포 함수를 이용하여 입경 분포를 가장 잘 표현할 수 있는 입경 분포 변수 값을 얻기 위한 최적의 명암 판별 기준값을 정하는 연구를 수행하였다. 이는 액침형 채집법(immersion sampling method)을 위한 것이었으므로 초점면 존재 판단 기준은 필요하지 않았다. 최근 들어 Kim과 Kim<sup>(5)</sup> 등에 의해 명암 판별 기준값과 초점면 존재 판단 기준 및 영상 처리 기법 전반에 대한 포괄적인 연구가 수행되었는데 입경에 따른 최대 명도비를 실험적으로 결정하여 이를 근거로 입자의 초점면 존재 여부를 판단하고 명암 판별 기준값을 50%로 설정하여 입경을 계산하면 실제 입경을 잘 근사할 수 있다고 하였다.

이러한 연구 결과들을 종합해 보면 크게 두 분야로 나눌 수 있다. 첫 번째로는 입경에 따른 심도의 차이와 명암 판별 기준에 따라 측정된 입경이 실제 입경과 차이를 보이는데 이를 보정하기 위한 기법들이 개발되었고 두 번째로 저장된 영상으로부터 효과적으로 입경을 계산해 낼 수 있는 형상 인식 알고리즘의 개발이 있다. 기존의 연구들은 이를 부분적으로 해결하였을 뿐이고, 또한 현재의 컴퓨터 및 계측 장비의 성능을 고려할 수 없었기 때문에 새로운 시스템에 적용하기에는 낙후된 기법이라 할 수 있으며 이에 대한 종합적인 연구 결과는 아직 부족하다. 영상 처리 기법은 카메라의 배율의 변화 시킴으로써 모든 크기의 입경을 측정할 수 있으며 비구형 입자에 대한 측정이 가능한 장점을 가지고 있지만 이를 구현하기 위해서는 위에서 설명한 두 분야에 대한 포괄적인 연구 결과가 요구된다. 따라서 본 연구에서는 Kim과 Kim<sup>(5)</sup>의 연구 결과를 바탕으로 영상 처리 기법의 한 분야인 형상 인식 알고리즘에 대해서 다음과 같은 연구를 수행하였다. 첫째, 기존에 발표된 형상 인식 알고리즘을 개선하였다. 입경의 계산을 위해서는 line-by-line 기법 등을 배제하고 외심을 이용한 중심 및 반경 계산 기법을 개발하였다. 둘째, 중복되어 나타나는 입자의 경우 기존에는 형상비를 이용하여 단순히 제거하였으나<sup>(3)</sup> 본 연구에서는 이를 분리하여 각각의 입경을 계산해내는 기법을 개발하였다. 셋째, 비구

형 입자 인식을 위해 타원체 계산 기법을 개발하였다. 넷째, 개선된 알고리즘을 모의 영상에 적용하여 성능 평가 및 신뢰성 판단을 수행하였다.

## 2. 개선된 형상 인식 알고리즘의 개요

카메라를 이용해 측정된 영상은 컴퓨터 메모리에 저장된 후 형상인식 알고리즘을 이용해 액적으로 인식되고 평균입경 계산을 수행하도록 되어 있다. 본 절에서는 Kim과 Kim<sup>(5)</sup>의 연구 결과를 바탕으로 하는 형상 인식 알고리즘을 심도 있게 분석, 정리하고 이의 문제점을 파악하고자 한다. 형상 인식 알고리즘은 크게 2단계로 분류할 수 있다. 첫 단계로 전체 이미지에 대한 형상 인식 알고리즘을 적용하여 각각의 입자에 대한 위치 및 크기 정보를 개략적으로 구하는 글로벌 프로세스(global process)를 수행하고 다음 단계로 앞서 구해진 개개 입자의 위치를 중심으로 하되 입경보다 약간 큰 사각형의 윈도우(window)를 설정하여 이 윈도우를 하나의 영상으로 인식하여 형상 인식 알고리즘을 재적용하는 로컬 프로세스(local process)를 수행한다. 이는 전체 영상에 걸친 광원의 비균일성으로 인해 입자의 초점면 존재 판단 및 명암 판별 기준값의 설정을 일률적으로 시행하는 것이 적절하지 않기 때문이다.

글로벌 프로세스에서는 우선 전체 영상 데이터의 히스토그램(histogram)으로부터 명암 판별 기준값을 구하고 기준값보다 크면 배경(1)으로 작으면 입자(0)로 계산하여 2진(binary) 데이터를 구성한다. 명암 판별 기준값은 히스토그램의 단조 증가하는 영역에서 가장 기울기가 큰 점의 접선을 구하고, 이 접선이 명도축(gray level axis)과 교차하는 점

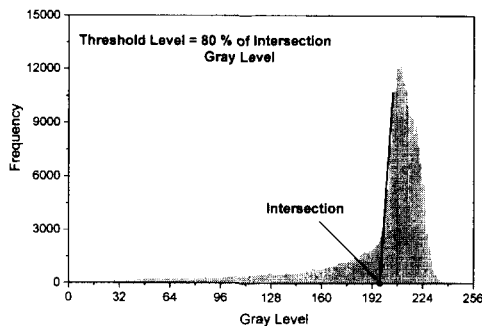


Fig. 1 Typical histogram of a spray image and a determination of global threshold level.

을 기준으로 이 값의 80%에 해당하는 값으로 하며<sup>(6)</sup> Fig. 1은 이를 설명한 예이다.

이러한 정의는 작은 입자를 추출하는데 있어서 가장 안정적인 명암 판별 기준값을 실험적으로 결정된 것인데 글로벌 프로세스가 개개의 입자에 대한 위치와 크기에 대한 개략적인 정보를 파악하는 데에만 목적이 있으므로 기준값의 설정이 큰 의미를 가지지는 않는다. 명암 판별이 이루어지면 0과 1로 구성된 2진 데이터를 얻는데 이를 사용하여 경계 인식 알고리즘을 적용한 후 경계 데이터의 연결 상태를 근거로 입자 분리(particle separation)를 수행한다. 경계 인식 알고리즘은 4-연결 상태 알고리즘(four adjacency connectivity algorithm)<sup>(6)</sup>을 사용하였다. 다음으로는 분리된 개개의 입자에 속하는 경계 데이터들의 위치 좌표를 산술 평균하여 중심 좌표를 구하고 중심으로부터 각 경계 데이터와의 거리를 산술 평균하여 입자의 반경을 구하며 다음의 식으로 표현할 수 있다.

$$Center(x_c, y_c) = \left( \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N x_k, \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N y_k \right) \quad (1)$$

$$Radius = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \sqrt{(x_k - x_c)^2 + (y_k - y_c)^2} \quad (2)$$

로컬 프로세스는 글로벌 프로세스에서 구해진 각 입자들의 위치와 반경의 개략적인 정보를 바탕으로 국소 윈도우를 설정하고 그 윈도우를 하나의 영상으로 간주하여 형상 인식 알고리즘을 재적용하는 것으로 Fig. 2는 로컬 프로세스의 한 예를 보여주고 있다.

Fig. 2에서 위의 그림은 전체 영상에서 글로벌 프로세스를 통해 인식된 입자의 정보를 바탕으로

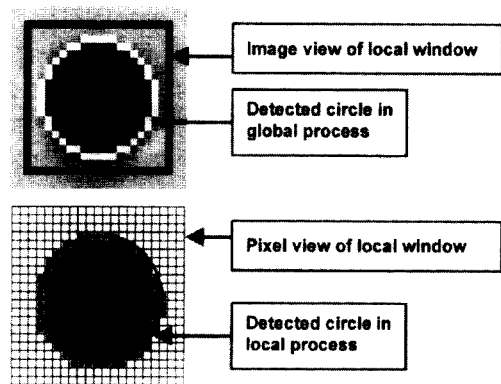


Fig. 2 Graphic illustration of the global and local process.

외곽선을 그리고 국소 윈도우를 설정한 상태를 추출하여 보여준 것이며 아래의 그림은 설정된 국소 윈도우를 화소 단위로 다시 표시한 것인데 로컬 프로세스를 수행하여 인식된 경계 및 입경을 나타낸 것이다. 전체적인 영상 처리에서 로컬 프로세스의 목적은 명암 판별을 국소 윈도우에 적용함으로써 배경 명도의 불 균일성에 의한 오차를 제거하고 입자의 초점면 존재 판단을 수행하기 위한 것이다. 우선 국소 명암 판별 기준값을 정하고 명암 판별을 수행하는데 명암 판별 기준값은 입자의 최소 명도값(OMG, object minimum gray level)과 배경 명도값(LBG, local background gray level)을 구하고 두 값 차이의 50%에 해당하는 명도를 다음의 식을 이용하여 구한다.

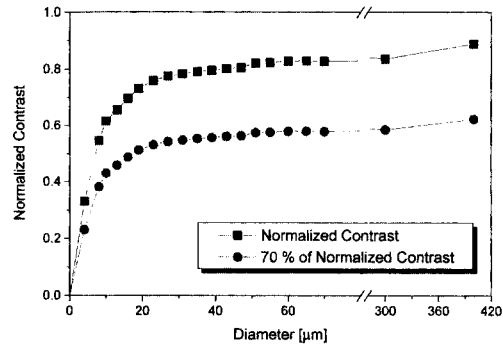
$$\begin{aligned} \text{Local Threshold} = \\ \text{LBG} - 0.5 \times (\text{LBG} - \text{OMG}) \end{aligned} \quad (3)$$

국소 명암 판별 기준값을 식(3)과 같이 정하는 것은 실험적으로 이 값을 이용해 계산된 입경이 실제 입경을 잘 대변하기 때문이다.<sup>(5)</sup> 국소 명암 판별이 이루어지면 글로벌 프로세스와 동일한 계산을 하는데 경계 인식을 수행하고 추출된 경계 데이터로부터 식(1), (2)를 이용하여 입자의 중심과 반경을 다시 구한다. 중심과 반경이 구해지면 입자의 초점면 존재 판단을 수행한다. 이를 위해서는 실험 전에 레티클(reticle)을 이용하여 초점면에 위치한 입자의 크기에 따른 기준 명도비(normalized contrast)를 구하는데, Fig. 3은 측정된 기준 명도비와 사용된 레티클을 나타낸다.

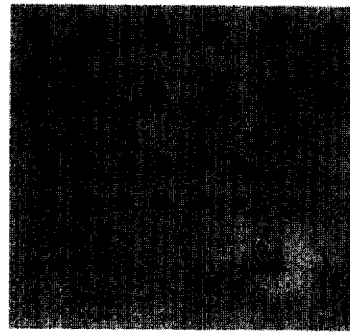
Fig. 3(a)에서 사각형 기호로 표시한 것은 초점면에서 측정된 영상으로부터 입경에 따른 기준 명도비를 다음의 식을 이용하여 계산한 것이며 원형 기호는 기준 명도비의 70%에 해당하는 값을 나타낸 것이다.

$$\text{Normalized Contrast} = \frac{\text{LBG} - \text{OMG}}{\text{LBG}} \quad (4)$$

실제 측정 시에는 식(4)를 이용하여 입자의 명도비를 구하고 이 값이 기준 명도비의 70% 이상인 경우 즉, 원형 기호로 표시된 선 위쪽에 존재하는 경우에만 초점면에 위치한 입자라고 판단한다. 이는 입자의 명도비가 기준 명도비의 70% 이상인 경우를 대상으로 입자 영상들을 측정하였을 때 그 결과가 실제 크기를 잘 대변하고 있다는 실험적인 사실



(a) Normalized contrast level with particle size

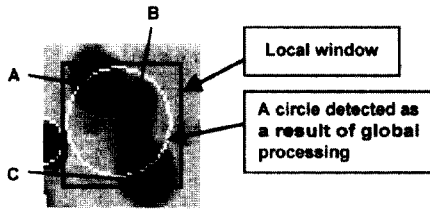


(b) Calibration reticle

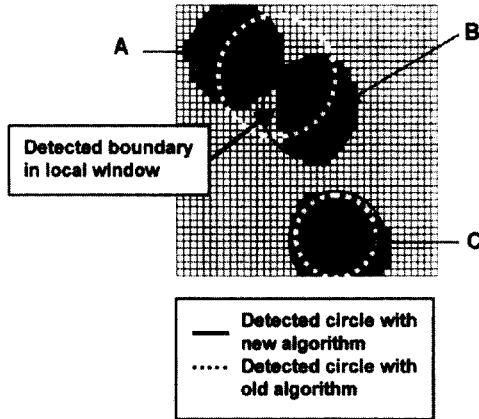
Fig. 3 Normalized contrast level with particle size and the calibration reticle.

을 바탕으로 한 것이다.<sup>(6)</sup>

이상이 글로벌 프로세스와 로컬 프로세스의 내용인데 개개의 입자에 대한 로컬 프로세스를 수행함으로써 입자의 초점면 존재 판단을 수행하고 실제 입경을 잘 근사할 수 있다는 데에 그 특징이 있다고 할 수 있다. 그러나 로컬 프로세스를 통한 형상 인식 알고리즘을 이용하여도 여러 문제점과 일부 개선해야 할 사항이 계속 남아있게 되는데 이에 대해 알아보면 다음과 같다. 우선 Fig. 4(a)를 살펴보면 글로벌 프로세스를 통한 경우 3개의 입자(A, B, C)가 연결되어 하나로 인식된 결과를 보여주고 있는데 이러한 경우는 입자의 수밀도(number density)가 커질수록 나타날 확률이 높다. 이 때 로컬 프로세스를 수행하면 국소 윈도우에 맞는 명암 판별 기준을 사용하기 때문에 Fig. 4(b)에 나타난 바와 같이 부분적으로는 개개의 입자로 분리, 인식시키는 정도의 개선이 가능하지만(입자 C) 아직도 일부분은 입자 경계의 연결로 인하여 두 개의 입자를 하나로 인식하는 문제점이 남아있고(입자



(a) Example of a local window and the result of global processing



(b) Example of local processing and detected drops  
**Fig. 4** Graphic illustration of global and local processing procedures for overlapped drop images.

A, B) 아울러 입자가 국소 윈도우의 경계에 걸친 경우(입자 C) 식(1), (2)를 이용한 중심 및 반경 계산은 많은 오차를 수반하는 문제점을 가지고 있다. 이를 해결하기 위해서는 다음절에서와 같이 중복된 입자의 분리와 외심 계산 알고리즘의 개발이 병행되어야 하며 Fig. 4(b)에는 새로 개발된 알고리즘을 적용한 결과가 실선으로 나타나 있다.

본 절에서는 기존의 형상 인식 알고리즘을 분석하고 문제점에 대해서 알아보았다. Table 1은 지금까지의 설명을 요약한 것으로 우선 글로벌 프로세스(단계 1~4)를 수행하고, 이어서 로컬 프로세스(단계 5~7)를 수행하게 되며, 이 중 로컬 프로세스의 단계 7은 다음절에서 논의하였다.

### 3. 외심을 이용한 입자의 중심 및 반경 계산 기법

명도 판별(thresholding)과 경계 인식이 이루어지면 입자 경계의 위치 정보가 담긴 데이터를 얻을

**Table 1** Overall algorithm of image processing.

Global Process	
Step	Contents
1	Determination of Threshold Level Threshold = Intersection of Gray Level Image Thresholding Pixel(x, y) = 0 if Pixel(x, y) < Threshold Pixel(x, y) = 1 if Pixel(x, y) ≥ Threshold
2	Boundary Detection $Boundary(x, y) = Pixel(x, y) \times [4 - Pixel(x-1, y) - Pixel(x+1, y) - Pixel(x, y-1) - Pixel(x, y+1)]$ Boundary(x, y) = 0 if Pixel(x, y) is at inner or outer region Boundary(x, y) = 1 if Pixel(x, y) is at boundary region
3	Separation of Particles Identification of a particle by making Pixel(x, y) array which uses Boundary(x, y)'s connectivity
4	Determination of Threshold Level $Center(x_c, y_c) = \left( \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N x_k, \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N y_k \right)$ $Radius = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \sqrt{(x_k - x_c)^2 + (y_k - y_c)^2}$
↓	
Local Process	
Step	Contents
5	Local Window for One Particle Rectangle(Left, Top, Right, Bottom) Left, Top = Center(x, y) + 1.2 × Radius Right, Bottom = Center(x, y) - 1.2 × Radius
6	Determination of Threshold Level Local Threshold = LBG - 0.5 × (LBG - OMG) Image Thresholding Pixel(x, y) = 0 if Pixel(x, y) < Threshold Pixel(x, y) = 1 if Pixel(x, y) ≥ Threshold
7	Boundary Detection Separation of Particles Circle Detection (Circumcenter) Overlapped Particle Handling Out-of-Focus Particle Deletion Calculate Mean Diameter and Velocity

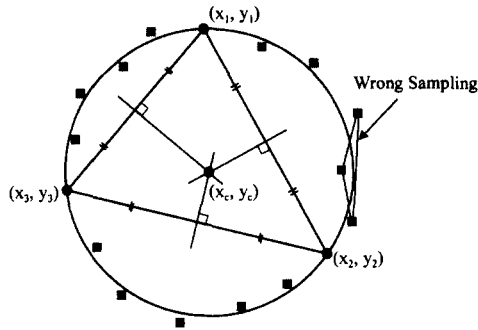


Fig. 5 Graphic illustration of detecting circumcenter.

수 있다. 그러면 Fig. 5에서와 같이 주어진 데이터들을 가장 잘 표현할 수 있는 원의 중심과 반지름을 구해야 한다. 주어진 점들로부터 3개의 표본 데이터를 정하면 이 3점은 하나의 삼각형을 이루고 그 삼각형을 지나는 원이 유일하게 결정된다. 이때의 원의 중심은 삼각형의 외심이 되며 두 점이 이루는 직선의 수직 이등분선의 교차점으로 구할 수 있다.

주어진 3점으로부터 수직 이등분선의 교차점을 구하기 위해서 우선, 두 점이 이루는 직선의 수직 이등분선을 구해보자. 주어진 두 점,  $(x_1, y_1)$ ,  $(x_2, y_2)$ 이 이루는 선분의 수직 이등분선 위의 한 점,  $(x, y)$ 은 두 점으로부터의 거리가 같음을 이용하면 식(5)와 같이 나타나며 이를 정리하면 식(6)으로 표현된다.

$$\sqrt{(x-x_1)^2 + (y-y_1)^2} = \sqrt{(x-x_2)^2 + (y-y_2)^2} \quad (5)$$

$$(x_1-x_2)x + (y_1-y_2)y = \frac{x_1+x_2}{2}(x_1-x_2) + \frac{y_1+y_2}{2}(y_1-y_2) \quad (6)$$

그리고 평행하지 않는 두 직선은 식(7)과 같이 표현할 수 있으며 이들의 교점의 좌표는 식(8)로 구할 수 있다.

$$a_1x + b_1y = 1, \quad a_2x + b_2y = 1, \quad a_1b_2 - a_2b_1 \neq 0 \quad (7)$$

$$x_c = \frac{b_2 - b_1}{a_1b_2 - a_2b_1}, \quad y_c = \frac{a_2 - a_1}{a_1b_2 - a_2b_1} \quad (8)$$

즉, 식(6)을 이용하여 2개의 수직 이등분선을 구한 후 식(8)을 이용하여 이들의 교점을 구하면 3점이 이루는 삼각형의 외심을 구할 수 있다. 이제까지 우리는 주어진 3점에 대하여 3점을 지나는 원의 중심을 구하는 방법을 알아보았다. 그러나 주어진 데이터가 그 이상인 경우 모든 점을 지나는 원은 일

반적으로 존재하지 않으며 따라서 모든 점을 지나는 원이 아닌 모든 점을 근사하는 원을 구해야 한다. N개의 점들로 이루어진 데이터가 있을 때 이 중에서 서로 다른 3점을 선택하여 이들이 이루는 삼각형의 외심과 반지름은 앞서 설명한 방법으로 쉽게 구할 수 있다. 이러한 원들의 중심과 반지름을 산술 평균을 취하면 주어진 점들을 가장 잘 근사하는 하나의 원을 구할 수 있으며 이 경우 필요한 계산은  $N(N-1)(N-2)/6$ 개이다. 식(1)로 나타나는 원 중심 계산 기법이 원주 상의 모든 데이터가 존재할 때에만 오차가 적은 반면 이 기법은 외심을 이용하기 때문에 원주 상의 데이터가 일부만 존재하는 경우에도 실제 입자를 잘 표현할 수 있는 장점을 가지고 있다. 이는 형상 인식 알고리즘을 글로벌 프로세스와 로컬 프로세스로 나누고 있는 현재의 기법 상 입자 수밀도가 증가할수록 입자가 국소 윈도우에 일부만 나타날 확률은 증가하며 이를 해결하기 위해서는 필수적인 기법이다. 그러나 외심 계산 기법은 데이터의 샘플링(sampling) 문제가 존재하는데 Fig. 5의 오른쪽에 나타난 바와 같이 샘플링을 잘못하게 되면 심한 오차를 유발하는 문제점이 있다. 이를 해결하기 위해서는 비교적 오차가 적은 샘플링이 필요한데 이는 Fig. 5에서와 같이 원주 상에서의 상대적으로 거리가 먼 3점을 샘플링 해야 함을 의미한다. 즉, 원의 중심으로부터 원주 상 데이터와의 각을 계산하여 3점의 상대적인 각의 크기가 거의 비슷한 샘플링을 하게 되면 오차를 줄일 수 있다. 실제 각을 계산할 때는 초기에 원의 중심에 대한 정보를 알고 있어야 하지만 사전에 이를 파악하는 것은 불가능하므로 식(1)을 이용하여 대략의 중심을 계산하고 식(9)를 이용하여 중심과 각 점들이 이루는 각을 계산한다.

$$\theta_k = \tan^{-1} \frac{y_k - y_c}{x_k - x_c} \quad (9)$$

앞서 설명한 바와 같이 주어진 3점이 근접해 있는 경우에는 외심의 계산이 잘못될 소지가 있다. 따라서 식(9)에서 계산된 각을 크기 순으로 정렬한 후 Fig. 6과 같이 3개의 그룹으로 나누어 각 그룹에서 하나씩 점을 샘플링 하면 현재의 입자를 가장 잘 근사하는 원의 중심을 식(6), (8)을 이용하여 구할 수 있다. 일반적으로 주어진 데이터가 3점 이상으로 이루어져 있으므로 3점의 조합을 이용해 구한 원의 중심은 N/3 개 존재하며 최종적으로 이들의

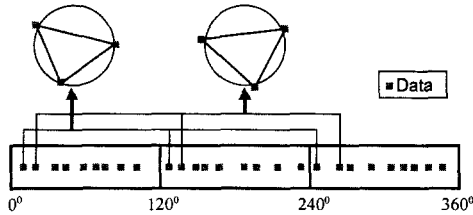


Fig. 6 Graphic illustration of data sampling method to calculate circumcenter.

평균을 취해 원의 중심을 구한다.

주어진 데이터가 진원에 가까운 경우에 원의 중심은 식(1)과 같이 산술 평균을 이용하여도 구할 수 있으며 이 때 산술 평균을 이용한 결과와 외심을 이용한 결과는 동일하게 된다. 그러나 입자의 일부만 영상으로 감지되는 경우에는 외심을 이용한 기법을 사용해야 하며, 이는 중복 입자의 처리를 위해서도 필수적이다.

#### 4. 중복된 입자의 처리 기법

카메라를 이용한 영상 처리 기법은 3차원 상의 이미지를 2차원 평면상으로 투영한 효과를 가지게 되므로 투영면의 수직 방향으로 존재하는 모든 공간상의 입자는 단일 평면에 존재하는 것으로 나타나며 이로 인해 입자는 중복되어 나타날 소지가 많다. 기존의 영상 처리기법에서는 중복된 입자의 중첩비를 계산하여 그 값이 0.8과 1.2 사이에 존재하지 않으면 중복된 입자나 비구형 입자로 판별하여 제거하는 방법을 택하고 있다.<sup>(3)</sup> 그러나 이러한 처리는 입자의 크기가 클수록 전체 평균 입경에 미치는 효과가 커지기 때문에 실제 현상을 잘 대변하고 있다고는 말할 수 없으며 이를 하나의 입자로 생각하여 단일원을 구하는 경우도 정확한 측정이 이루어졌다고 할 수 없다. 그러므로 최선의 경우는 이들을 분리하여 개개의 입자로 인식하고 이들의 반경을 각각 계산할 수 있어야 하며 본 절에서는 이를 알아보았다.

Fig. 7은 두 개의 입자가 중복되어 나타난 경우 이를 화소 단위로 나타낸 예인데 Fig. 7에서와 같이 두 개의 입자가 만나는 적당한 두 점을 판별하여 이들이 이루는 직선을 중심으로 두 개의 개별적인 입자로 인식하고 각각에 대해 앞 절의 원 인식 알고리즘을 적용하면 된다.

이를 위해서는 우선 입자가 중복되어 있는지를

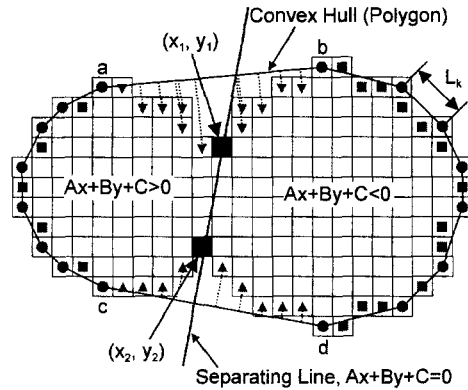


Fig. 7 Graphic illustration of convex hulls with different geometries.

판단해야 한다. 주어진 데이터의 최소 볼록 다각형(convex hull)을 구하면 Fig. 7과 같이 주어진 점들의 외곽을 연결하는 선분,  $L_k$ 들을 얻을 수 있다. 단일원의 경우 외곽선( $L_k$ )들을 추출하게 되면 비슷한 크기를 가지게 되지만 입자가 중복된 경우의 선분은 두 원이 겹치는 부분(Fig. 7의 선분 ab, cd)에서 크기가 전혀 다른 선분이 존재하게 된다. 즉, 선분들의 길이의 평균( $M$ )과 표준 편차( $S$ )를 계산하여 선분 길이( $L_k$ )가 다음의 식을 만족하면 중복된 입자로서 판단한다.

$$L_k \geq M + S \quad (10)$$

$$M = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N L_k \quad (11)$$

$$S = \frac{1}{N} \sqrt{\sum_{k=1}^N (L_k - M)^2} \quad (12)$$

중복된 입자로 판단되면 식(13)의 기준선을 이용하여 두 개의 입자로 분리한 후 3절의 외심을 이용한 원의 중심 및 직경을 구할 수 있다.

$$Ax + By + C = 0 \quad (13)$$

여기서

$$A = (y - y_1), \quad B = (x_1 - x_2), \quad C = y_1(x_2 - x_1) + x_1(y_1 - y_2)$$

이다. 기준선을 구하려면 두 점,  $(x_1, y_1)$ ,  $(x_2, y_2)$ 을 구해야 하는데 이는 다음과 같다. 우선 Fig. 7의 경계 데이터 중에서 오목한 부분에 속하는 사각형과 삼각형 기호로 표시된 각각의 데이터들이 어느 외곽선( $L_k$ )에 속해 있는가를 구한다. 예를 들어 Fig. 7의 역삼각형으로 표시된 점들은 다른 외곽선과의 거리에 비해 선분 ab와의 거리가 가장 작으므로 역삼각형의 점들은 선분 ab에 속해

있다고 결정한다. 그러면 오목한 부분에 속하는 각 점들은 어느 하나의 외곽선에 속해 있게 된다. 다음으로 외곽선의 길이가 가장 긴 두 선분(Fig. 7의 선분 ab, cd)을 구하고 각 선분에 속하는 점들 중에서 가장 거리가 먼 점을 하나씩 구하면  $(x_1, y_1)$ ,  $(x_2, y_2)$ 을 구할 수 있다. 즉, 선분 ab로부터  $(x_1, y_1)$ 을 선분 cd로부터  $(x_2, y_2)$ 를 구할 수 있다.

한가지 언급할 점은 본 연구에서 수행한 중복 입자의 분리 기법은 구형의 입자에만 적용되는 것으로서 두 개 또는 그 이상의 입자가 중복된 경우에도 적용이 가능한 기법이다. 중복된 입자를 식(13)을 이용하여 분리하게 되면 분리된 개개의 입자는 원주상의 모든 데이터를 가지고 있지는 않지만 3절에서 제시한 원 인식 기법을 사용하여 정확한 원을 구할 수 있기 때문이다. 그러나 원과 타원체 등의 비구형 입자가 중복이 된 경우에는 적용이 어려운데 이는 비구형 입자의 일부 데이터만 존재하는 경우의 인식 기법이 존재하지 않기 때문이다.

### 5. 비구형 입자 인식을 위한 타원 계산 기법

주어진 점들을 근사하는 타원을 구하기 위해서는 타원의 표준형으로 전환하여야 한다. Fig. 8에서와 같이  $(x_c, y_c)$ 에 중심을 두고 장축을 a로 단축을 b로 하는 장축이 x축에 평행한 타원(Fig. 8에서 점선으로 표시된 타원)은 다음의 식으로 표현된다.

$$\frac{(x-x_c)^2}{a^2} + \frac{(y-y_c)^2}{b^2} = 1 \quad (14)$$

$$x = x_c + a \cos \theta, \quad y = y_c + b \sin \theta \quad (15)$$

여기서  $\theta$ 는 매개 변수이다. 식(14), (15)는 타원의 장축이 x축과 평행한 경우인데 실제 처리상에서는 Fig. 8에서 나타난 바와 같이 x축과  $\varphi$ 의 각을

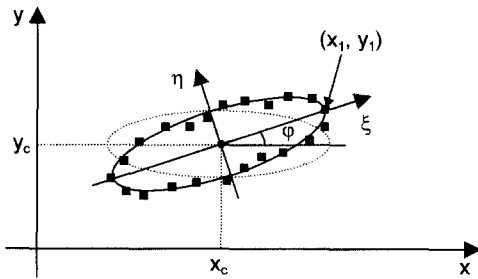


Fig. 8 Coordinate transformation for detection of elliptical images.

가지고 있다. 즉,  $(\xi, \eta)$  영역으로의 변환이 필요한데 이를 위해서 타원이라고 가정되는 대상의 무게 중심을 식(16)을 이용하여 구한다.

$$x_c = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N x_k, \quad y_c = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N y_k \quad (16)$$

식(16)을 이용하여 대략의 중심을 구하면 중심으로 부터 거리가 가장 먼 한 점,  $(x_1, y_1)$ 을 구할 수 있으며 이로부터 다음의 식을 이용하여  $\varphi$ 를 계산할 수 있다. 여기서 장축은  $\xi$ 축에 존재한다고 가정하였다.

$$\varphi = \tan^{-1} \frac{y_1 - y_c}{x_1 - x_c} \quad (17)$$

식(17)에서 구한  $\varphi$ 와 다음의 식을 이용하여 주어진 데이터를  $(\xi, \eta)$  영역으로 변환할 수 있다.

$$\xi_k = (x_k - x_c) \cos \varphi + (y_k - y_c) \sin \varphi \quad (18)$$

$$\eta_k = -(x_k - x_c) \sin \varphi + (y_k - y_c) \cos \varphi \quad (19)$$

그러면  $(\xi, \eta)$  영역에서 타원의 방정식은 식(20) 또는 (21)로 표현될 수 있다.

$$\frac{\xi^2}{a^2} + \frac{\eta^2}{b^2} = 1 \quad (20)$$

$$\xi = a \cos \theta, \quad \eta = b \sin \theta \quad (21)$$

즉, 식(18), (19)에서 구한 데이터를 이용하여 식(21)로 표현되는 타원 방정식을 가장 잘 근사하는 계수 a, b를 구하는 것이 목표가 되며 이는 최소자승법을 이용하여 구한다.

$$\sum_{k=1}^N (\xi_k - a \cos \theta_k)^2 + (\eta_k - b \sin \theta_k)^2 \quad (22)$$

여기서  $\theta_k$ 는

$$\theta_k = \tan^{-1} \frac{a \eta_k}{b \xi_k} \quad (23)$$

이며 식(22)를 최소화하기 위해서  $\theta$ 를 고정하고 변수 a, b에 대하여 미분하면 식(24)로 나타나며 이를 정리하면 최종적으로 식(25)와 같이 a, b를 구할 수 있다.

$$\sum_{k=1}^N (\xi_k - a \cos \theta_k) \cos \theta_k = 0, \quad \sum_{k=1}^N (\eta_k - b \sin \theta_k) \sin \theta_k = 0 \quad (24)$$

$$a = \frac{\sum_{k=1}^N \xi_k \cos \theta_k}{\sum_{k=1}^N \cos^2 \theta_k}, \quad b = \frac{\sum_{k=1}^N \eta_k \sin \theta_k}{\sum_{k=1}^N \sin^2 \theta_k} \quad (25)$$



식(25)에서 구한 계수  $a$ ,  $b$ 는  $\theta$ 의 함수인데 식(23)에서  $\theta$ 는 다시  $a$ ,  $b$ 의 함수이므로 타원을 가장 잘 근사하기 위해서는 식(25)와 식(23)을 반복해서  $a$ ,  $b$ 가 수렴할 때까지 구해야 한다. 계수가 결정이 되면 식(18), (19)를 역변환한 다음의 식으로부터 입력된 데이터를 근사하는 타원을 구한다.

$$x = x_c + a \cos \theta \cos \varphi - b \sin \theta \sin \varphi \quad (26)$$

$$y = y_c + a \cos \theta \sin \varphi + b \sin \theta \cos \varphi \quad (27)$$

## 6. 개선된 알고리즘의 성능 평가

본 절에서는 개발된 프로그램의 신뢰성을 확보하고 성능 평가를 수행하였다. 서론에서 언급한 바와 같이 입경 측정을 위한 영상 처리 기법의 연구 분야는 크게 입자의 초점면 존재 여부 판단을 위한 기준 설정과 정확한 입경을 계산하기 위한 형상 인식 알고리즘 개발의 두 분야로 나눌 수 있다. 이 중 입자의 초점면 존재 판단 기준은 앞 절에서 언급한 바와 같이 실험적인 결과를 토대로 하고 있으며 이에 대한 많은 연구 결과들<sup>(1,2,4,5)</sup>이 발표되어 있다. 본 연구에서 사용한 입자의 초점면 존재 판단은 Kim과 Kim<sup>(6)</sup>의 결과를 기본으로 하고 있으며 광원의 비균일성에 의한 영향을 최소화하기 위해 개개의 입자에 로컬 프로세스의 제안하였다. 그러나 개개의 입자 크기와 초점면으로부터의 거리가 모두 정확히 알려진 입자군(群)의 표준 영상을 얻는 것은 현재로서는 매우 어렵다. 따라서 본 절에서는 초점면에 입자들이 위치하는 표준(모) 영상을 제작하고 성능 평가는 3~5절에서 소개한 형상 인식 알고리즘(Table 1의 로컬 프로세스의 단계 7)에 대한 것으로 국한하였다. 즉, 개발된 알고리즘의 전반적인 성능 평가를 위해서는 영상의 노이즈, 심도(Depth of field), 초점면 판단 기준, 배경명도 변화(광원의 불안정성에 의한) 영향을 고려하는 성능 평가가 이루어져야 하지만 이는 추후의 연구 사항이며 본 연구에서는 이러한 영향이 없는 표준 영상을 사용하여 알고리즘에 국한한 평가를 수행하였다.

개발된 형상 인식 알고리즘의 성능을 평가하기 위해서는 실제 분무의 입경분포 상태를 잘 대변하면서 정확한 평균 입경도 미리 알고 있어야 한다. 이에 따라 본 연구에서는 분무 현상을 모사 하는 영상을 만들고 이를 이용해 성능을 평가하였다. 모

의 영상은 랜덤 함수를 이용하여 제작되며 이 때 원의 경우는 입자의 위치와 크기를 타원의 경우는 입자의 위치, 장축 및 단축의 크기, 회전각도 등을 얻고 이를 512×512의 크기를 가지는 영상에 나타냄으로써 만들 수 있다. 단, 실제 분무 현상을 모사하기 위해 입경은 기준값을 중심으로 가우스 분포를 가지도록 하였으며 한 영상에 많은 입자를 넣을 수 없으므로 여러 영상을 만들었다. 즉, 랜덤한 분포를 가지되 입경은 평균 입경을 중심으로 가우스 분포를 가질 수 있도록 하였으며 실험 데이터는 35.2  $\mu\text{m}$ 을 중심으로 750개의 입자가 가우스 분포를 가지도록 구성하였다. Fig. 9는 모의 실험에서 사용된 실험 데이터의 입경 분포를 나타낸 것이다.

Fig. 10은 본 실험에서 사용된 영상을 나타낸 것이고 Fig. 11은 Fig. 10에서 사각형으로 표시된 부분의 영상을 확대시킨 후 해당부분에 대하여 본 연구에서 개발된 알고리즘과 기존의 알고리즘을 적용한 결과를 비교한 것이다.

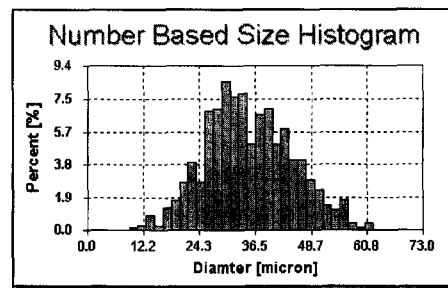


Fig. 9 Example of Gaussian distribution of artificial data shown in Fig. 10 and Table 2

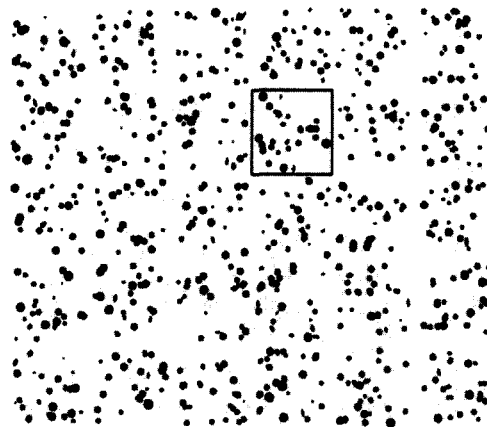


Fig. 10 Prepared image-frame to test the performance of improved algorithm.

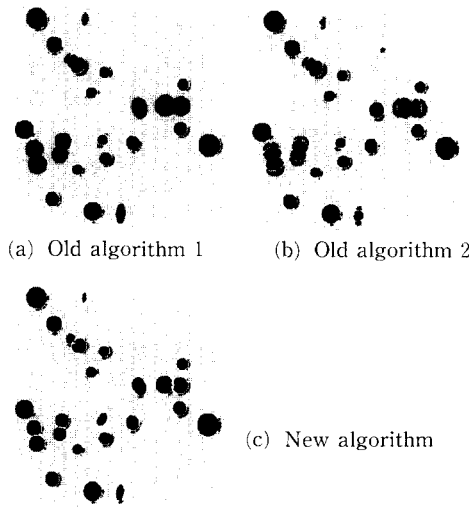


Fig. 11 Comparison of applied image processing results between new and old algorithm.

기존의 알고리즘으로는 Kim과 Lee<sup>(3)</sup>가 사용한 기법(Old algorithm 1)과 Kim과 Kim<sup>(5)</sup>이 사용한 기법(Old algorithm 2)을 사용하였다. 첫 번째 알고리즘은 연결되어 있는 화소들의 개수로부터 직경을 계산하여 입경을 구하고 입자가 중복되어 있는 경우 중횡비를 계산하여 이 값이 0.8과 1.2사이에 존재하지 않으면 제거하는 방법을 택하고 있다. 두 번째 알고리즘은 식(1), (2)를 이용하여 중심 및 반경을 계산하며 중복 입자의 처리는 수행하지 않고 있다. 또한 두 기법 모두 타원형 입자의 인식 기법은 사용하지 않고 있다.

Fig. 11(a), (b)는 경계가 서로 연결되어 있는 경우 중복된 입자를 처리하지 못하고 하나의 입자로 인식하며 타원형의 입자를 구형 입자로 인식하고 있음을 알 수 있다. 이에 반해 개선된 알고리즘을 적용하면 Fig. 11(c)와 같이 중복된 각각의 입자를 분리하고 타원형의 입자의 경우에도 정확히 인식하고 있음을 알 수 있다.

Table 2는 Fig. 10의 데이터를 이용한 실험을 통해 개선된 알고리즘의 성능을 기존의 알고리즘을 적용한 결과와 비교 분석한 것이다. 모의 영상은 랜덤 함수를 이용하여 만든 것이지만 모의 영상 제작 시 사용된 입경의 참 값을 저장하여 평균 입경을 정확하게 구할 수 있으므로 이를 영상 처리 기법을 통하여 얻은 평균 입경과의 비교를 하면 현재 구성된 알고리즘의 정확성을 알 수가 있다. Table

Table 2 Performance comparison between new and old algorithm experimentally.

True value	Old Algorithm 1
Drops No. : 750	Recognized : 505 (67.3%)
$D_{10}[\mu\text{m}]$ 33.86	$D_{10}[\mu\text{m}]$ : 36.15 (6.8%)
SMD $[\mu\text{m}]$ 38.55	SMD $[\mu\text{m}]$ : 43.01(11.6%)
Old Algorithm 2	New Algorithm
Recognized : 605(80.7%)	Recognized : 686 (91.5%)
$D_{10}[\mu\text{m}]$ 36.81 (8.7%)	$D_{10}[\mu\text{m}]$ : 35.21 (4.0%)
SMD $[\mu\text{m}]$ 44.50 (15.4%)	SMD $[\mu\text{m}]$ : 40.06 (3.9%)

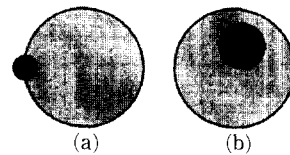


Fig. 12 Sample image recognized as one drop.

2의 Recognized란 인식된 입자의 개수를 나타낸 것인데 괄호 안의 값은 실제 입자의 총 개수인 750으로 나눈 값을 의미한다. 기존의 알고리즘은 중복 입자의 처리가 불가능해 2개 혹은 3개의 입자를 하나로 인식하기 때문에 인식된 개수가 줄어들지만 개선된 알고리즘은 이들을 분리 인식함으로써 좀 더 많은 입자를 인식하고 있음을 알 수 있다. 그러나 개선된 알고리즘의 경우에서도 인식률이 100%는 되지 않고 있는데 이는 모의 영상이 랜덤 함수를 이용하여 입자의 중심 및 반경을 계산하고 있기 때문에 Fig. 12(a)에서와 같이 작은 입자가 큰 입자에 포함되거나 Fig. 12(b)와 같이 큰 입자에 작은 입자가 걸쳐 있어 두 개의 입자로 분리할 수 없는 경우가 발생하기 때문이다. 즉, 생성 시에는 두 개의 입자로 계산을 하지만 계산 결과는 하나의 입자로 나타나기 때문이다.

또한, Table 2에는 측정된 평균 입경을 표시하고 괄호 안에 참 값과의 오차를 표시하였는데 Kim과 Lee<sup>(3)</sup>의 기법(Old Algorithm 1)은 입자가 중복되거나 타원체인 경우 중횡비를 계산하여 제거하는 방법을 사용하고 있으므로 모두 구형의 입자로 인식하고 있는 Kim과 Kim<sup>(5)</sup>의 기법(Old Algorithm 2)에 비해 오차는 작지만 인식된 입자의 개수는 현저히 줄어들고 있으며 이는 Fig. 11에서도 잘 알 수 있다. 실제 측정 시에는 중횡비를 이용하여 입

자를 제거하는 기법이 더욱 정확하다고는 할 수 없으나 본 실험에서 적용 예로 사용된 입경 분포가  $35.2 \mu\text{m}$ 을 중심으로 분포하고 있으므로 중복된 입자를 하나의 입자로 잘못 인식하는 것보다는 제거하는 것이 오차를 줄이는 역할을 하고 있다.

개선된 알고리즘은 중복 입자 및 타원체 입자 인식을 수행하고 있으므로 인식된 입자의 개수 및 측정된 평균 입경의 정확도 면에서 기존의 알고리즘에 비해 향상되었음을 알 수 있다. 본 실험에서 개선된 알고리즘의 성능 향상의 정도는 측정 대상에 따라 변하게 된다. 이는 측정에 사용된 영상에 중복된 입자 및 타원체의 개수가 증가할수록 기존의 알고리즘과 인식된 입자의 개수 및 계산된 입경 정확도 면에서 성능 향상이 더 두드러지기 때문이다. 즉, Table 2에서 SMD의 경우 기존의 알고리즘이 11.6~15.4%의 오차를 보이고 있는데 반해 개선된 알고리즘은 4% 이내의 오차를 보이고 있으므로 현재의 실험은 대략 7-11%의 성능 향상을 보이고 있으나 이러한 결과는 영상에 존재하는 중복된 입자 및 타원체의 개수가 많고 적용에 따라 변함을 염두 하고자 한다.

마지막으로 언급할 점은 모의 영상에서 참 값의 정의에 대한 문제이다. 일반적으로 구형 입자의 경우에는 2차원 영상에서 원의 반경을 측정함으로써 구형 입자의 체적으로 환산하는 데에 별다른 문제가 없지만 타원체 입자의 경우에는 많은 논란이 있을 수 있다. 예를 들어 2차원 영상에서 타원체로 인식된 입자가 3차원 상에서는 Fig. 13에 나타난 바와 같이 여러 형태를 가질 수 있기 때문이다.

본 실험에서는 Fig. 13(a)에서 나타낸 바와 같이 측정된 타원체의 장축과 단축을 이용하여 이에 대응하는 원의 반경을 구하고 원의 반경으로부터 입자의 부피를 계산하여 이를 참 값으로 정하였다. 이는 형상 인식 알고리즘의 성능 평가를 위한 단순한 가정이며 중요한 점은 타원체의 장축과 단축을

구함으로써 Fig. 13(b)에 나타난 3차원 타원체의 부피를 환산할 수 있는 기초 데이터를 제시하고 있다는 점이다. 또한 이는 Malvern particle analyzer나 위상 도플러 장치 등 기존의 입경 측정 기법들이 모든 입자를 구형으로 가정하고 입자의 곡률만을 측정함으로써 평균 입경 및 부피 등을 계산하는 것에 비해 일보 발전된 형태라고 할 수 있다.

## 7. 결 론

영상을 이용한 분무 유동의 입경 측정 기법은 장비가 비교적 단순하고 저가이며 비구형 입자에 적용이 가능하고 측정 진행 상황을 육안으로 판단할 수 있는 장점을 가지고 있다. 본 연구에서는 Kim과 Kim<sup>(6)</sup>의 연구 결과를 바탕으로 영상 처리 기법에 대한 종합적인 개선 연구를 수행하였으며 이는 다음과 같다.

(1) 개개의 입자에 대해 로컬 프로세스를 적용함으로써 광원의 비균일성에 의한 영향을 최소화하였다.

(2) 입경의 계산을 위해서는 외심을 이용한 중심 및 반경 계산 기법을 개발하였는데 이는 로컬 프로세스에서 입자의 일부만 인식된 경우에도 적용이 가능한 장점을 가지고 있다.

(3) 최소 블록 다각형의 계산을 통한 중복된 입자의 처리 기법을 개발하였고 비구형 입자 처리를 위해 타원체 형상 인식 알고리즘을 개발하였다.

(4) 평균 입경을 미리 알고 있는 모의 영상으로부터 개선된 알고리즘의 정확도 및 인식률을 기존의 알고리즘과 비교하였으며 정확도, 인식률 모두 성능 향상을 가져왔다.

## 후 기

본 연구는 한국과학재단의 특정목적기초 연구사업(95-0200-05-01-3)과 한국과학기술원 기관고유사업 연구비 지원의 일환으로 수행되었으며, 아울러 (주)V-Tek의 일부 장비지원에 의해 이루어졌음.

## 참고문헌

- (1) Weiss, B. A., Derov, P., DeBiase, D. and Simmons, H. C. 1984, "Fluid Particle Sizing Using a

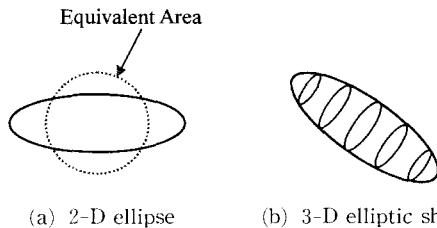


Fig. 13 Various kinds of elliptic shape in 3-D when it appears as if same ellipse in 2-D image.

- Fully Automated Optical Imaging System," *Opt. Eng.*, Vol. 23, pp. 561~566
- (2) Ahlers, K. D. and Alexander, D. R. 1985, "Microcomputer Based Digital Image Processing System Developed to Count and Size Laser-Generated Small Particle Images," *Opt. Eng.*, Vol. 24, No. 6, pp. 1060~1065
- (3) Kim, I. G. and Lee, S. Y., 1990, "A Simple Technique for Sizing and Counting of Spray Drops Using Digital Image Processing," *Exp. Thermal Fluid Sci.*, Vol. 3, pp. 214~221
- (4) Lee, S. Y., Park, B. S. and Kim, I. G., 1991, "Gray Level Factors Used in Image Processing of Two-Dimensional Drop Images," *Atomization and Sprays*, Vol. 1, No. 4, pp. 389~400
- (5) Kim, K. S. and Kim, S. S., 1994, "Drop Sizing and Depth-of-Field Correction in TV Imaging," *Atomization and Sprays*, Vol. 4, pp. 65~78
- (6) Pratt, W. K., 1978, *Digital Image Processing*, John Wiley & Sons
- (7) O'Rourke, J. 1993, *Computational Geometry in C*, Cambridge University Press
- (8) Ballard, D. H. and Brown, C. M., 1982, *Computer Vision*, Prentice Hall
- (9) Bertollini, G. P., Oberdier, L. M. and Lee, Y. H., 1985, "Image Processing System to Analyze Droplet Distributions in Sprays," *Opt. Eng.*, Vol. 24, No. 3, pp. 464~469
- (10) Gonzalez, R. C. and Woods, R. E., 1993, *Digital Image Processing*, Addison Wesley
- (11) Ow, C. S. and Crane, R. I., 1981, "Pattern Recognition Procedures for a Television-Minicomputer Spray Droplet Sizing System," *J. Inst. Energy*, Vol. 54, No. 430, pp. 119~123