

영상 처리에 의한 분무 액적의 크기 및 속도 추출

Measurement of Sizes and Velocities of Spray Droplets by Image Processing Method

추연준*, 강보선**
Y. J. Choo, B. S. Kang

Abstract

In this study, the sizes and velocities of droplets in sprays were measured by image processing method from digital images of local region of sprays. The morphological method based on the Euclidean distance transform, Watershed separation, and perimeter image was adopted for the recognition and separation of overlapped particles. The match probability method was used for the particle tracking and pairing. The measurement results show that the present method may be reliable for the analysis of the motion and distribution of droplets produced by spray and atomization devices.

주요기술용어(Key Words) : Image Processing(영상처리), Morphological method(형태학적 분리), Droplet Size and Velocity(입자 크기 및 속도), Droplet Tracking Algorithm(입자 추적 알고리즘)

1. 서론

미립화 분야에서의 다양한 미립화 기구의 성능이나 특성을 파악하기 위한 방법으로, 입자의 크기, 속도와 분무 패턴을 해석하기 위한 여러 가지 기법들이 고안되어 이용되고 있으며, 각 방법들마다 장단점을 가지고 있으며, 그 응용 분야 또한 다양해지고 있다. 입자의 크기 측정 방법에는 기계적, 전기적 혹은 광학적인 방법이 있으며, 최근에는 비접촉식 방법인 광학적 방법이 주류를 이루고 있다. 광학적 방법 중에서 레이저를 이용한 PDPA(Phase Doppler Particle Analyzer)는, 입자에 의해 산란되는 빛의 위상차를 이용하여 입자의 크기를 유추하며, 동시에 도플러 효과를 이용하여 속도를 측정할 수 있는 장비이다. 하지만, 측정 입자의 모양이 구형이어야 하며, 입자의 밀도가 높은 경우에는 낮은 효율을 보이며, 점 측정만이 가능하고, 측정 영역의 가시화가 힘들다는 단점

을 가지고 있다.

이에 비해 입자 이미지를 이용한 분무의 분석은, 분무 패턴의 가시화가 가능하고, 시스템 구성 비용이 적은 장점이 있다. 또한, 최근에는 영상 획득에서 고성능, 고분해능의 CCD 카메라의 이용이 가능해지고, 많은 영상을 저장, 처리할 수 있는 고성능 프로세서의 개발로 인하여, 영상 처리 관련 분야의 적용 범위와 효율성이 매우 높아지고 있다. 이와 더불어 분무 또는 고체 입자의 크기를 측정하기 위해, 이미지 해석을 기반으로 하는 연구도 활발하게 이루어지고 있으며, 응용 분야도 상당히 다양해지고 있다.

아주 작은 입자들의 영상화 및 이미지 처리에 있어서 고려해야 할 사항 중의 하나는, 대부분의 미립화 기구나 이상 유동의 경우, 입자들이 3차원적인 공간 분포를 가지고 있다는 것이다. 따라서, 입자의 평면 영상을 가지고 3차원 공간 분포를 보이는 입자들의 정보를 추출하는 데는 한계가 있다. 이는 영상 획득 시스템의 렌즈 특성에 따라 결정되는, 이미지 평면의 수직 방향으로의 영상 해상도(depth of

* 회원, 전남대학교 대학원 기계공학과

** 회원, 전남대학교 기계시스템공학부

field)가 제한을 받기 때문이다. 고 광용 등⁽¹⁾은 공간상에 존재하는 입자들의 초점면 판단을 위한 기준 설정에 관한 실험을 수행하고, 적절한 초점면 판단 변수를 정의하였으며, 입자와 배경의 명도 차이가 입자의 크기 측정 정밀도에 미치는 영향에 관한 연구 등을 수행하였다.

디지털 입자 영상으로부터 입자 크기를 측정할 수 있는 알고리즘과 관련한 연구에서, 김유동 등⁽³⁾은 입자 크기 산정을 위한 배경과의 명암 판별, 중첩된 입자들을 분리하는 알고리즘의 개발, 측정된 입자의 형상 표현에 관한 연구 등을 수행하였다. 그들은 Hough 변환을 적용하여, TEM에 의해 얻어진 아주 작고 구형의 고른 형상을 보이는 중첩된 입자들을 분리하고, 입자 크기를 측정하였다.

입자들의 운동이 깊이 방향으로 크지 않아서, 거의 평면상에서 이동한다고 간주될 수 있는 경우의 입자의 속도를 측정할 수 있는 기법에 대해서도 많은 연구가 진행되고 있다. 또한, 두 순간의 개별 입자의 영상을 기초로 하여, 개별 입자들의 속도를 추출할 수 있는 다양한 방법이 제시되고 있으며, 그 중에서 가장 많이 알려진 방법으로는, 근접 입자 매칭(Nearest-neighbour particle image matching), 자기상관 또는 상호상관, 통계적 기법, 신경회로기법(Neural network methods), 퍼지 이론(Fuzzy algorithm), 일치 확률 입자 추적(Probability matching algorithm) 등이 있다.⁽⁵⁾ 이 방법들 중에서 일치 확률 입자 추적 알고리즘⁽⁶⁾은, 개념 자체가 매우 간단하면서도 매우 높은 입자 매칭 정확도를 가지고 있다.

본 연구에서는 상용 분무 노즐에 의해 형성되는 입자들의 순간 이미지로부터, 이미지 처리 방법에 의하여 입자의 크기 및 속도를 추출하였다. 영상 획득 장치를 이용하여, 아주 짧은 시간 간격의 두 순간에 단일 영상 이중 노출(double exposure, single frame) 분무 이미지를 획득하고, 적절한 이미지 처리 과정을 거쳐, 중첩 입자를 판단, 분리하며, 개별 입자들의 크기와 위치 정보를 얻는다. 이렇게 얻어진 개별 입자의 크기와 좌표를 바탕으로, 일치 확률 입

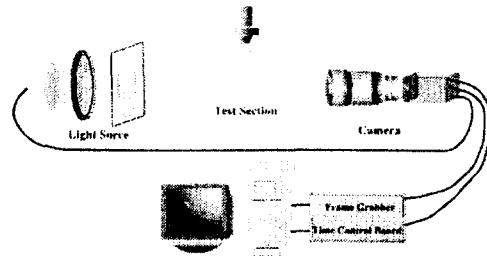


Fig. 1 Particle image capturing system

자 추적 알고리즘을 적용하여 입자들의 속도 추출 과정을 수행하였다.

2. 영상 획득 장치

이미지 처리 프로그램의 첫 단계를 위한 입자 이미지는, 일반 광원과 CCD 카메라를 이용한 입자 영상 획득 장치를 사용하였다. Fig. 1에 나타난 입자 영상 획득 장치는 분무 영역의 짧은 두 순간의 액적 이미지를 획득할 수 있는 장치로써, 광원, 카메라, 이미지 처리부로 구성되어 있다. 광원은 50 ns 동안 유지되는 스파이크 광원이며, 한 장의 이미지에 짧은 시간 간격의 두 순간 입자 이미지를 기록할 수 있도록 카메라와 동기된다. CCD 카메라는 636×476 해상도를 가지고 있으며, 접사가 용이한 망원렌즈와 확장링 등을 사용하여, 분무 영역과 근접한 거리에서 액적 이미지를 획득하였다. 이미지 처리부는 광원과 동기화된 카메라를 제어할 수 있는 시간 컨트롤 보드(time control board), 프레임 그레버(frame grabber) 및 컴퓨터로 구성된다. 분무는 상용 분무 노즐에서 생성되며, 분사 유체는 물을 사용하였다.

3. 이미지 처리

Fig. 2는 입자 영상 획득 장치를 사용하여 얻어진 대표적인 분무 이미지의 영상이며, 다양한 크기 및 구 형태뿐만 아니라 타원형의 입자들도 존재함을 보여 주고 있다. 실제 관측 영역의 크기는 7.95×5.95 mm이며, 한 화소의 실제 길이는 12.5 μm , 가장 큰 입자의 등가 직경은 235.6 μm 이다. 각 펄스 광원의 강도 차이로 인하여, 입자의 밝기가 차이가 나며, 한 순

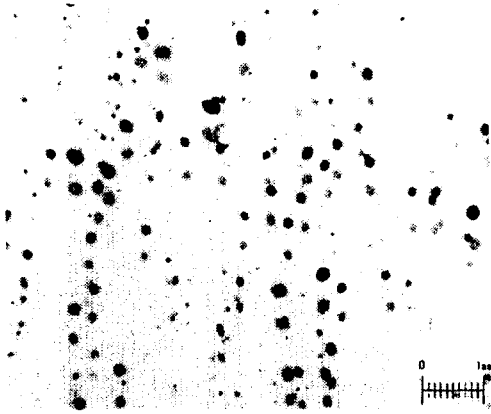


Fig. 2 Double image of droplets captured by particle motion analysis system

간의 입자들끼리 뿐만 아니라, 다른 두 순간의 입자끼리도 서로 중첩되어 있음을 알 수 있다. 이러한 이미지로부터 입자들의 크기와 속도를 추출하기 위한 이미지 처리 프로그램은, 이중 노출 이미지를 두 순간의 이미지로 나누는 과정과, 중첩된 입자를 단일 입자들로 분리하는 과정으로 크게 구분된다.

Fig. 2와 같이 한 영상에 이중 노출된 입자 이미지가 동시에 존재하는 경우, 입자 속도 추출 알고리즘을 적용하기 위해서는, 일단 각 노출에 의해 얻어진 입자 영상을 분리하여야 한다. 본 연구에서는 첫 번째와 두 번째 노출 광원의 세기가 다른 점을 이용하여, 두 순간의 입자를 분리하였다. 모든 입자들을 배경과 분리하는 전체 영역 이진화(global thresholding) 과정을 거치게 되면, 배경의 밝기가 전체적으로 고르지 못하기 때문에, 배경의 밝기에 의존하여 부분적으로 서로 다른 정도의 입자 경계를 나타낸다. 이러한 문제를 해결하기 위하여, 전체 영역 이진화에서 얻어진 개별 입자들의 중심을 기준으로, 전체 영역을 세분화시키고, 세분화된 영역 내에서 국소 이진화(local thresholding) 과정을 거치면, 좀 더 정확히 배경과 입자를 구분할 수 있다. 이미지가 입자와 배경으로 이진화되면, 입자가 차지하는 영역의 원래 이미지의 명도 히스토그램(gray value histogram)을 사용하여, 첫 번째와 두 번째 펄스의 입자를 구별할 수 있는 경계값을 찾아내

고, 이 경계값에 의하여 입자들을 각 펄스에 의한 입자들로 구분할 수 있다. 전체 영역, 국부 이진화과정에 사용되는 문턱값(thresholding value) 결정에 사용된 방법은, 이미지 처리 분야에서 널리 사용되고 있는 Otsu의 방법을 이용하였다. 또한, 좀 더 안전한 방법으로 경계값을 택하기 위하여, 첫 번째 순간의 입자 개수가 두 번째 순간의 입자 개수보다 항상 적게 되도록 경계값을 결정한다.

입자와 배경을 구분한 후에는, 중첩된 입자를 분리하는 과정을 거치게 된다. 중첩된 입자를 분리하는 문제는, 입자의 이미지를 이용한 입자 운동 해석 분야에서 항상 제기되는 문제이며, 이를 해결하기 위하여 다양한 해결책이 제시되고 있다. 본 연구에서는 형태학적인 분리(morphological segmentation)에 해당되는, Watershed 분리 변환과 입자의 윤곽선 이미지를 이용한 분리 과정을 순차적으로 적용하였다.

중첩 입자들을 분리하기 위해서는 우선, 중첩 입자들과 중첩되지 않은 입자들을 구별해야 한다. 중첩 입자를 판별하는 방법은, 이진화된 개별 입자들의 면적과 둘레의 길이들로 표현되는 종횡비(elongatedness), 밀집도(compactness), 중첩도(solidity)와 같은 형상학적 변수들을 사용할 수 있다. 세 변수의 정의는 다음과 같으며, 정의에 사용되는 길이와 면적은 Fig. 3에 나타내었다.

$$\text{종횡비} = \frac{\text{등가길이}}{\text{등가폭}} > 1 \quad (1)$$

$$\text{밀집도} = \frac{(\text{중첩 면적의 둘레 길이})^2}{\text{중첩 면적}} \quad (2)$$

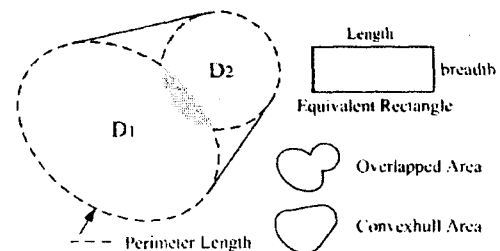


Fig. 3 Classification of overlapped particles

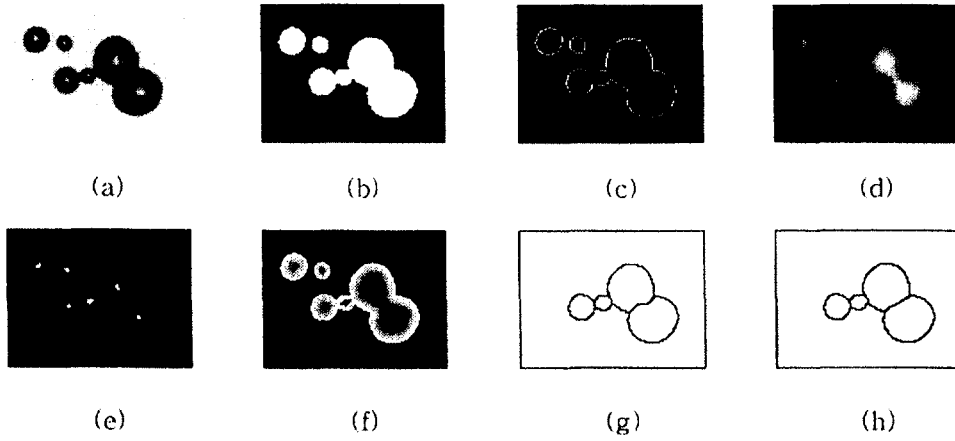


Fig. 4 Morphological segmentation procedure for overlapped particles

$$\text{중첩도} = \frac{\text{최소불록다각형}}{\text{중첩면적}} > 1 \quad (3)$$

세 변수 모두 비슷한 정도의 중첩 입자 판별력을 가지고 있지만, 시험 결과 중첩비가 가장 적절한 것으로 나타나, 본 연구에서는 중첩 입자 판별에 중첩비를 사용하였다. Fig. 3에서 보듯이, 중첩비는 항상 1보다 큰 값을 가지며, 입자가 원에 가까울수록 1에 근접하고, 중복된 입자는 1에서 멀어지는 특징을 나타낸다.

Fig. 4는 위의 중첩 이미지 판별법에 따라 구별된 대표적인 중첩 입자에 대하여, 형태학적 분리법⁽⁷⁾을 사용하여 중첩 입자를 분리하는 과정을 단계적으로 보여주고 있다. Fig. 4 (a)는 중첩된 입자들, (b)는 국소 이진화를 거쳐서, 배경과 입자로 이진화시킨 이미지, (c)는 (b) 이미지의 둘레를 나타낸 이미지이다. Fig. 4 (d)는 (c)의 이진화된 이미지에 Euclidean 거리함수(D_E)⁽⁸⁾를 적용한 후, 다시 명암 반전을 시킨 것이다. Euclidean 거리 함수는 아래에 정의한 것과 같이, 입자 내부에 존재하는 좌표값 (i, j)를 가지는 화소와, 좌표값 (h, k)를 가지는 가장자리 화소 사이의 거리를 표현한 것이다.

$$D_E [(i, j), (h, k)] = \sqrt{(i-h)^2 + (j-k)^2} \quad (4)$$

Fig. 5는 Euclidean 거리 함수가 이미지에 적용된 후 화소값의 변화를 보여주고 있다.

Euclidean 거리 변환을 적용한 이미지는, 국부적인 밝기 변화로 표현되며, 최대의 밝기를 나타내는 곳이 개별 입자들의 중심을 나타내게 된다. Fig. 4 (e)는 Euclidean 거리 변환을 거친 이미지의 국소 최대값들을 표현한 이미지이며, (f)는 NOT[(d) AND (e)] 연산에 의해 나타난 이미지이다. Fig. 4 (g)는 (f)를 기반으로 하여 Watershed 분리 변환을 실행한 이미지이다. Watershed 분리 변환은 중첩 개별 입자들의 면적과 중첩 정도에 민감하게 반응하며, 그림에서 보듯이 중첩 입자를 완전하게 분리하지 못하고 있다. 따라서, 본 연구에서는 Watershed 분리 변환으로 불완전하게 분리된 입자들의 윤곽선 이미지를 이용하여, 다시 한번 분리 과정을 수행하며 Fig. 6에 구체적인 과정을 나타내었다.

Fig. 6 (a)는 중첩된 4 개의 입자가 국소 최대값을 중심으로 Watershed 분리 변환에 의하여 4 개의 입자로 분리된 결과이며, (b)는 서로 접하여 있는 입자들(D_1, D_2)을 대상으로 윤곽

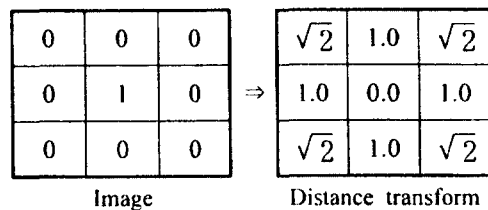


Image Distance transform

Fig. 5 Euclidean distance transform

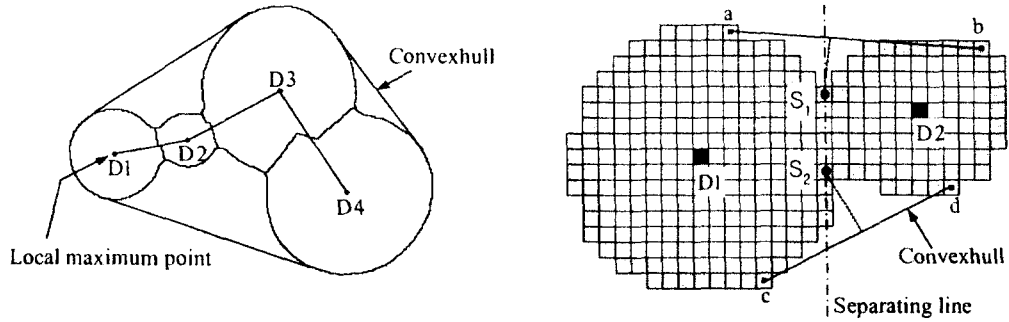


Fig. 6 Separating procedure of overlapped particles based on the perimeter image

선 이미지를 사용하여 다시 분리하는 과정을 나타내고 있다. 점 a, b, c, d 는 중첩 입자의 최소 볼록다각형(convexhull)을 이루는 점이며, 입자를 분리하기 위한 두 점 S_1 과 S_2 는 선분 $\overline{ab}, \overline{cd}$ 로부터 가장 멀리 떨어져 있는 화소이다. 이 두 점 S_1 과 S_2 를 연결하는 선이 두 번째 분리 과정에서 사용되는 입자 분리선이다. 다른 중첩 입자들(D_2 와 D_3, D_3 와 D_4)에 대해서도 같은 과정을 거치면, Fig. 4 (h)와 같은 분리 이미지를 얻게 된다.

4. 입자 추적 알고리즘

획득된 이미지를 처리하여, 개별 입자의 크기와 기하학적 특징, 위치 정보를 획득한 이후에는, 이미지 처리의 두 번째 단계로써, 1 단계에서 획득한 개별 입자들의 위치 정보를 토대로 입자 추적 알고리즘을 적용하여, 두 순간에서의 동일 입자들을 찾아내고, 이를 바탕으로 개별 입자들의 속도를 추출하게 된다. 이를 위하여, 본 연구에서는 S. J. Beak et al.⁽⁶⁾의 일치 확률(Match Probability) 알고리즘을 이용하였다.

4.1 일치 확률 알고리즘의 기본 배경

유체의 유동 해석을 위한 유용한 도구로써, 유체에 입자를 투입하여 얻어진 이미지를 해석하는 연구가 80년대부터 이용되어 지금까지 많은 방법들이 고안되었으며, 그 기법 또한 널리 알려져 있다. Adrian(1991)은 이와 관련된 연구

를 종합적으로 PLV(Pulsed-light velocimetry)로 분류하고, 추적 입자 밀도의 증가에 따라 PTV(Particle Tracking Velocimetry), PIV, LSV(Laser Speckle Velocimetry)로 분류하였다. PIV 방법은 조사 구간내의 개별 입자들에 관심이 있는 것이 아니라, 조사 구간내 입자들의 통계적인 상관관계에서 속도를 유출하며, 입자의 밀도가 높은 경우에 적용되는 만큼, 개별 입자들의 크기 정보를 추출할 수 있을 정도의 높은 해상도의 이미지를 해석하는 것은 비효율적이라고 할 수 있다. 상대적으로 낮은 입자 밀도의 이미지를 해석하여 개별 입자의 속도를 추출하는 PTV 방법은, PIV와 비교하여 높은 해상도의 이미지를 가지고 해석이 가능하다. 본 연구에서는 개별 입자들의 크기와 속도를 동시에 측정할 수 있으며, 이상 유동, 분무 액적 분야에 적용될 수 있는 PTV 방법을 채택하였다.

PTV 방법의 핵심적인 내용인, 여러 순간의 영상으로부터 동일 입자를 찾아내는 PTV 알고리즘에는, 서론에서 언급하였듯이 다양한 방법들이 있다. 본 연구에서는 다른 PTV 알고리즘에 비해 상당히 간단한 과정을 거치면서도 정확한 입자 추적 결과를 나타낸 S. J. Baek et al.⁽⁶⁾이 개발한 일치 확률 방법을 이용한 입자 추적 알고리즘을 사용하였다. 일치 확률 방법은 두 순간의 화상에 존재하는 입자들이 서로 같은 입자가 될 확률을 반복적으로 계산하여, 확률이 가장 높은 입자를 짝지우는 방식이다. 이 알고리즘을 적용하기 위해서는 입자의 이동

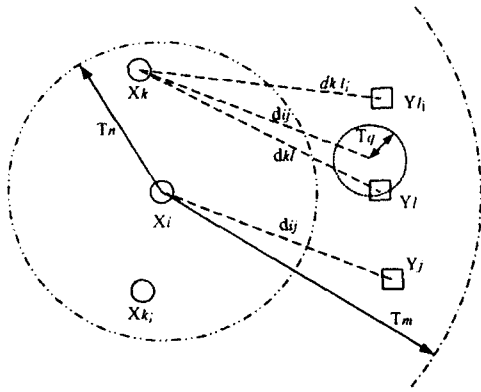


Fig. 7 Particle tracking algorithm by neighboring match probability

- 현상과 관련된 아래의 기본 가정이 필요하다.
- ① 입자들이 이동할 수 있는 최대속도를 결정할 수 있다.
 - ② 관성을 갖는 입자의 아주 짧은 시간 동안의 운동량변화는 아주 작다.
 - ③ 매우 근접한 입자들의 움직임은 유사하다.
 - ④ 두 위치의 입자들이, 짧은 간격의 시간 후에 한 점으로 모일 가능성은 희박하다.

이와 관련된 좀 더 자세한 내용은 참고문헌⁽⁶⁾⁽⁹⁾을 참조하기 바란다.

위의 가정들에 기초하여 일치 확률 알고리즘의 전개에 사용되는 중요 변수들을 Fig. 7에 나타내었다. 반지름 T_m 은 가정 ①을 표현하는 변수로, 첫 번째 화상의 입자 X_i 가 움직일 수 있는 최대 속도와 시간 간격을 곱한 값으로, 두 번째 화상에서 후보가 될 수 있는 입자들 (Y_j)을 한정하는 공간상의 거리이다. 반지름 T_n 은 준고체성 가정(③,④)을 만족하는 첫 번째 화상 입자들의 범위를 결정한다. 즉, X_i 주변의 입자들 중에서 X_i 와 유사한 운동을 할 것으로 예상되는 입자들 (X_k)을 결정한다. 반지름 T_q 은 반지름 T_n 내에 있는 X_i 주변 X_k 입자들의 변위는, 입자 X_i 의 변위와 유사할 것이라는 가정에 의하여 생기는 변수로써, 주변 X_k 입자들의 두 번째 화상에서의 후보 입자

Y_l 을 제한하게 된다.

4.2 일치 확률 알고리즘의 추적 과정

이러한 변수들을 이용한 일치 확률 알고리즘의 전개 과정은 다음과 같다. 짝을 찾고자 하는 입자 X_i 에 대하여, 두 번째 화상의 후보 입자 (Y_j)는 T_m 에 의해서 결정된다. 입자 X_i 의 총 확률은, 이 입자와 짝이 될 가능성이 있는 입자 Y_j 와의 확률(P_{ij})과, 입자의 짝이 존재하지 않을 확률(P_i^*)의 합이 된다.

$$\sum_j P_{ij} + P_i^* = 1 \quad (5)$$

반복 계산을 위한 입자 X_i 의 초기 확률은, 반지름 T_m 안의 입자들(Y_j)의 개수를 M 이라고 할 때

$$P_{ij}^{(0)} = P_i^{*(0)} = \frac{1}{M+1} \quad (6)$$

이며, 위 첨자는 반복 계산의 단계를 나타낸다. 위의 초기 조건에서 출발하여, 다음 반복 단계의 확률 $P_{ij}^{(n)}$ 는, 전 단계에서 계산된 확률 $P_{ij}^{(n-1)}$ 과, X_i 주변 입자들 중에서 준고체성 조건을 나타내는 반지름 T_n 과 T_q 를 만족하는 입자들의 확률을 합한 값을 각각 다른 비중으로 더하게 되며, 아래와 같은 반복계산식으로 표현된다.

$$\begin{aligned} \tilde{P}_{ij}^{(n)} = & A \cdot P_{ij}^{(n-1)} \\ & + B \cdot \sum_k \sum_l P_{kl}^{(n-1)} \end{aligned} \quad (7)$$

A 는 1보다 작은, B 는 1보다 큰 반복 계산 시 이용되는 수렴 상수이며, $\tilde{}$ 기호는 비정규화된 값을 나타낸다. 반복 계산을 통하여 가장 높은 확률을 보이는 두 번째 화상의 입자 Y_j 가, 첫 번째 화상의 입자 X_i 와 동일 입자로 판별된다.

식 (7)과 같이 비정규화된 확률값이 다음 단계에서 계산되기 위해서는, 식 (5) 조건을 만족시키기 위하여 아래 식과 같이 정규화과정을 거쳐야 한다.

$$P_{ij}^{(n)} = \frac{\tilde{P}_{ij}^{(n)}}{\sum_j \tilde{P}_{ij}^{(n)} + P_i^{*(n-1)}} ,$$

$$P_i^{*(n)} = \frac{P_i^{*(n-1)}}{\sum_j \tilde{P}_{ij}^{(n)} + P_i^{*(n-1)}} \quad (8)$$

5. 입자 크기 및 속도 추출 결과

위에서 언급한 중첩 입자들의 분리 과정을 거친 후, 개별 입자들의 크기와 위치에 관한

정보를 얻고, 입자 추적 알고리즘을 적용하여 첫 번째 노출에 의한 입자의 두 번째 노출에 해당하는 입자를 추적한다. Fig 8은 원래 이미지에서 각 입자들의 크기와 속도를 추출하는 전 과정을 보여주고 있다. Fig. 8 (a)는 이미지 처리를 위한 분무 액적의 이미지이며, (b)는 두 순간의 입자들 중에서 첫 번째 펄스에 의한 입자 이미지만을 (a)에서 분리한 것이다. (c)는 전체 영역 이진화와 국부 이진화를 통해서 얻어진 (a)의 이진화 이미지에서, (b)의 입자들을 뺀 나머지 입자, 즉 두 번째 펄스에 의한 입자 이미지들이다. (b)의 입자 개수가 (c)의 입자 개수보다 훨씬 적은 이유는, 입자 추적 알고리즘을 적용하는 단계에서의 에러와 불필요한 계산 시간을 줄이기 위한 것이다. (d)는 두 순간으로 분리된 입자들의 위치 좌표로부터, 입자 추적 알고리즘을 적용시켜 얻어진 개별 입자들

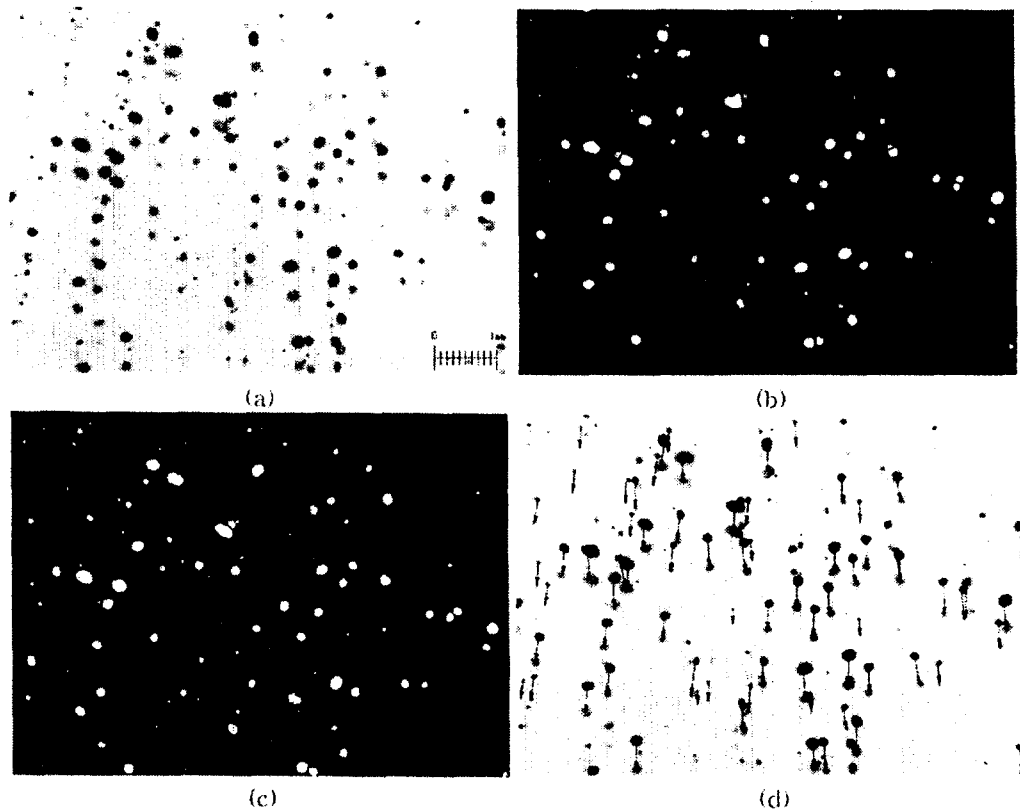


Fig. 8 Droplet velocity extraction from two-dimensional double exposure, single frame image

의 속도 벡터를 나타낸 것이다. 구해진 입자들의 속도 벡터들을 살펴보면, 주로 크기가 큰 입자들은 완벽하게 속도 추출이 되는 반면에, 크기가 작은 입자들은 이진화 과정에서 많이 손실되는 것을 알 수 있다. 이것은 (b) 이미지를 얻는 과정에서, 좀 더 정확한 첫 번째 입자 영상 획득에 비중을 두었기 때문이며, 작은 입자들의 경우는 영상 획득 장치(카메라, 렌즈)의 해상도나 관측 면적(field of view)의 크기를 얼마로 할 것인지에 의해 결정되는 명도 표현 능력이, 큰 입자들에 비해서 상대적으로 낮기 때문이다. 따라서, 작은 입자의 경우는 첫 번째 펄스의 입자인지, 두 번째 펄스의 입자인지를 구별하기가 곤란하며, 이러한 문제점은 좀 더 높은 해상도의 영상 획득 장치를 이용하여 해결해야 된다.

6. 결 론

본 연구에서는 분무 노즐에 의해 형성되는 분무의 영상을 획득하여, 적절한 이미지 처리와 입자 추적 알고리즘을 적용하여, 액적들의 크기와 속도를 측정하였다. 개별 입자들의 크기와 위치를 결정하기 위한 이미지 처리는, 획득된 영상의 영역 크기에 상당한 의존도를 보인다. 형태학적 분리법을 적용하여 중복 입자들을 분리하는 데는, 저해상도 즉 입자 크기가 아주 작은 영상은 문제가 없었지만, 중복의 정도가 심하거나 크기 차이가 심한 입자들끼리의 중복 이미지는 적용에 문제점이 있었다. 입자 확률 알고리즘을 적용하는 입자 추적 기법은, 입자의 밀집도와 입자 이미지 처리 과정에서의 오류에 따라 정확도가 영향을 받는다.

이미지 처리 과정을 실제의 분무 이미지에 적용한 결과, 입자 영상들의 상황에 따라 70 ~ 80 % 정도의 입자 인식률을 보였고, 두 순간의 입자가 전처리된 이미지에 모두 존재할 경우에는 입자 추적률이 상당히 정확한 것으로 나타났다.

후 기

본 연구는 한국과학재단 목적기초연구(R05-

2000-000-00297-0) 사업 지원으로 수행되었으며, 관계자 여러분께 감사드립니다.

참 고 문 헌

1. 고 광웅, 이 상용, "영상처리 기법을 이용한 입경 측정시 배경 명도가 측정 정밀도에 미치는 영향", 대한기계학회논문집, 제24권, 제4호, pp. 599-607, 2000.
2. 고 광웅, 김 주연, 이 상용, "입경측정을 위한 영상처리기법에서 입자 초점면 존재 판단 기준의 설정", 대한기계학회논문집, 제23호, 제3호, pp. 398-407, 1999.
3. 김 유동, 이 상용, "Hough 변환을 이용한 입경 측정을 위한 영상처리 알고리즘의 개선", 한국액체미립학회지, 제6권, 제1호, pp. 35- 43, 2001.
4. 김 주연, 추 정호, 이 상용, "입경측정을 위한 영상 처리 기법의 개선", 대한기계학회논문집, 제22호, 제8호, pp. 1152-1163, 1998.
5. G. Labonte, "On a neural network that performs an enhanced nearest-neighbour matching", Pattern Analysis & Applications, Vol. 3, pp. 267-278, 2000
6. S. J. Baek and S. J. Lee, "A new two-frame particle tracking algorithm using match probability," Experiments in Fluids, Vol. 22, pp. 23-32, 1996
7. M. Sonka, V. Hlavac, R. Boyle, Image Processing, Analysis and Machine Vision, Brooks/Cole Pub., 1999.
8. R. C. Gonzalez, R. E. Woods, Digital Image Processing, Addison-Wesley Pub., 1992.
9. D. H. Ballard, C. M. Brown, Computer Vision, Prentice-Hall, 1982, pp. 195-225.
10. A. Lecuona, P. A. Rodriguez, R. I. Zequeire, "Volumetric characterization of dispersed two-phase flows by digital image analysis," Meas. Sci. Technol., Vol. 11, pp. 1152-1161, 2000.
11. Liping Shen, Xiangqun Song, Yuichi Murai, Manabu Iguchi, Fujio Yamamoto,

"Velocity and size measurement of falling particles with fuzzy PTV", Flow Measurement and Instrumentation, Vol. 12, pp. 191-199, 2001.