

<論 文>

영상처리기법을 이용한 분무액적 크기의 측정

김 인 구* · 이 상 용*

(1988년 4월 18일 접수)

Spray Droplet Size Measurement Using Image Processing Technique

In Goo Kim and Sang Yong Lee

Key Words : Spray Droplet(분무액적), Pattern Recognition(형상인식), Pixel(픽셀), Threshold Level(기준값), Run(런)

Abstract

An economic and efficient system for measuring drop sizes was developed. Pattern recognition technique was used with conventional oil-bath sampling and photographic method. The system was designed to measure and count relatively large number of drops in a very short time, and also to filter out abnormal images such as drops in contact or overlap as well as odd-shaped foreign materials. In this measuring system, most important error originates from the process of converting the original image to the binary image. If the photograph contains a large number of spray drops, the relative size of the pixel to the drops is not infinitesimally small ; thus the proper choice of threshold level to convert the original image to the binary image becomes very important. In present case, most of the images lay in one of the two spearate bands of brightness level and the arithmetic mean of the most popular brightness levels from each band was chosen as the threshold level. Present image processing system reduces the subjective error by the observers in counting and measuring drops and turns out to be substantially effective. The processing time can be further reduced by improving the hardware system concerned with the digital image coding.

기 호 설 명

- f : 렌즈의 초점길이
- l : 한 픽셀의 길이
- Lx : 한 물체가 가지는 행방향 최대 픽셀수에 해당하는 길이
- Ly : 한 물체가 가지는 열방향 최대 픽셀수에 해당하는 길이
- n : 측정된 런(run)의 개수
- T : Threshold level
- \bar{x}_{10} : 길이 평균(length mean) 직경
- \bar{x}_{20} : 면적 평균(area mean) 직경

- \bar{x}_{30} : 체적 평균(volume mean) 직경
- \bar{x}_{32} : Sauter평균 직경
- X : 디지털 영상의 행방향 좌표
- Y : 디지털 영상의 열방향 좌표

1. 서 론

분무특성에 있어 분무액적의 크기를 결정하는 것은 매우 중요하며 동시에 이의 측정에 관해서도 여러가지 방법이 제시되어 왔다⁽¹⁾. 과거의 액적측정 방법은 분무액적들을 직, 간접적으로 사진촬영하여 사람이 일일이 손으로 세었기 때문에 지루할 뿐 아니라 많은 시간이 소요되며, 측정자의 주관적인 결

*정회원, 한국과학기술원 기계공학과

정에 따르는 오차가 나타나게 된다. 따라서 좀 더 객관적이면서 바른 측정방법이 요구되어 왔는데, 대표적으로 (1) LDV 장치를 이용한 측정방법, (2) laser diffraction을 이용한 측정방법, 그리고 (3) 디지털 영상처리(digital image process)를 이용한 측정방법 등이 이러한 요구를 만족시키면서 개발되고 있다. 그 중 디지털 영상처리를 이용한 측정 방법은 분무지역에서 TV 카메라로 순간적으로 포착된 영상을 디지털 신호로 바꾼 후 적당히 선택된 영상처리기법과 형상인식 알고리즘(pattern recognition algorithm)을 사용하여 영상에 포함된 분무액적의 수와 크기 등을 찾아내는 방법이다. 이 방법의 장점으로서는 우선 분무액적에 관련된 측정이 자동적으로 수행될 수 있다는 것이며, 측정자에 의한 주관적인 오차가 나타나지 않는 정확한 결과를 준다는 것이다. 또한 더 나아가서 다양하고 복잡한 영상처리기법을 사용하면 사람이 판별하기 어려운 영상에서도 액적측정이 가능하다. 그러나 이 방법을 이용하는 대부분의 측정방법^(2~4)은 분무지역에서 직접적으로 영상을 얻는 관계로, 측정장치가 복잡하며 다른 광학적 측정장치와 마찬가지로 분무액적의 크기에 따라 측정기구를 적당히 재조정해야 하는 번거로움이 있다. 따라서 측정장치를 갖추는데 많은 비용이 소요되며 측정에 있어서도 분무액적의 크기분포가 두 개의 최대점을 가지는 bi-modal의 경우 정확도가 떨어질 수 있다. 또한 분무지역에서 바로 영상을 얻는 관계로 초점에 맞추어진 분무액적들만을 선별해 내기 위한 영상처리에 많은 시간이 소요될 뿐 아니라 한 영상에 포함된 액적수가 비교적 작아서 통계적인 양을 얻기 위해서는 많은 영상이 필요하다. 이러한 단점은 처음부터 보다 좋은 사진을 얻음으로 해서 보완할 수 있는데 Nagai 등⁽⁵⁾은 oil-bath 채집방법을 사용하여 일단 분무액적을 추출한 후 이를 자동적으로 측정하는 장치를 고안하였다. 이 방법은 분무액적을 추출하여 영상을 얻기 때문에 분무액적의 측정을 완전히 자동화 할 수는 없으나 현실적인 문제는 얻어진 사진에서 액적의 크기를 측정하는 과정이므로, 경제적인 측면이나 설치의 간편성 등을 고려할 때 매우 효과적이라 할 수 있다. 또한 분무액적들이 초점에 맞추어진 상태로 촬영되므로 영상처리에 소요되는 시간을 줄여 측정시간을 단축시킬 수 있다. 그러나 이들은 oil-bath로 채집된 분무액적들 가운데 종종 나타나는 서로 붙어 있는 액적들이나

이물질 등의 처리는 고려하지 않았다. 특히 이들의 연구에서는 oil-bath에 채집된 분무액적들을 사진촬영하여 부분적인 수정을 하는 과정없이 바로 영상을 취하기 때문에 oil-bath를 이용한 채집방법에 상당히 세심한 주의가 필요하다고 볼 수 있다.

본 연구에서는 oil-bath를 이용한 종래의 방법에 의해 얻어진 사진으로 부터 분무액적의 수와 크기를 자동적으로 측정하는 방법을 시도하였다. 특히 측정을 효과적으로 수행하기 위해 한 영상에서 비교적 많은 분무액적을 측정하는 방법과 붙어있는 액적들이나 이물질 등을 걸러내는데 중점을 두었으며, 아울러 본 연구를 통하여 설정된 측정방법의 정확도를 검토하였다.

2. 시스템의 개요

시스템의 구성은 크게 oil-bath로 채집된 액적들을 사진촬영하는 부분과 얻어진 사진에서 자동적으로 액적의 수와 크기를 측정하는 부분으로 구성되며, 이들은 서로 독립적으로 운용된다.

2.1 사진촬영

기존의 자동측정장치에서 대부분의 영상처리기법은 궁극적으로 명암대비가 좋은, 즉 물체와 배경의 구분이 뚜렷한 영상을 얻기 위해 사용된다. 본 연구에서는 기본적으로 사진촬영 과정에서 이러한 조건을 만족시키기 위해서 shadowgraph촬영방법을 선택하였으며 Fig. 1에 나타나 있는 바와 같이 사진촬영 시스템을 구성하였다. 사진촬영 시스템은 카메라(Canon Model F-1)와 점광원(XENON

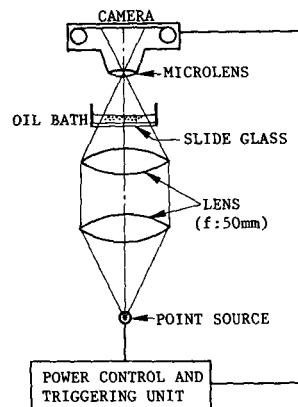


Fig. 1 Photographic system

Corporation, Nanopulser, Model 437B with N-789B Nanolmp) 그리고 빛의 경로를 조절해주는 두 개의 렌즈 ($f=50\text{mm}$)로 구성된다. 카메라에 장착된 마이크로렌즈(Canon, $f=20\text{mm}$)는 접사링과 함께 사용되어 다양한 확대배율을 가진다. 사용된 필름은 해상도가 비교적 뛰어난 PANATOMIC-X를 사용하였다. 현상과정에서는 높은 명암대비 (high contrast)를 얻기 위해서 현상액의 온도를 $25\sim 30^{\circ}\text{C}$ 로 비교적 높게 하였다.

2.2 액적측정장치

(1) 측정장치와 영상처리

채집된 액적의 사진으로부터 액적의 수를 측정하고 크기를 분류하는 작업을 자동화하기 위한 측정 시스템의 구성도가 Fig. 2에 나타나 있다. 이 시스템은 사진의 영상을 전기적인 영상신호로 바꾸어 주는 vidicon 카메라(Oriental Precision Company Ltd., OTC 1512), 이 영상신호로부터 디지털 영상(digital image)을 만드는 디지털 영상 프로세서(Imaging Technology Inc. PCVISIONplus)와 여기에 연결되어 전체 시스템을 제어하고 영상처리와 형상인식 알고리즘을 수행하는 16-bit 마이크로 컴퓨터(IBM-PC/AT Compatible)로 구성된다.

사진의 명암을 0(black)에서 225(white)까지 256단계(gray level)로 분류하여 만들어지는 디지털 영상은 최대 512×480 바이트(byte)의 크기를 가지도록 되어 있다. 각각의 바이트는 픽셀(pixel, picture element)로 불리워지는 것이 일반적이며 이 픽셀의 값은 사진의 명암에 해당되는 brightness level을 나타낸다. 디지털 영상의 공간적 해상도(spatial resolution)는 디지털 영상의 행(row, X방향)과 열(column, Y방향)을 구성하는 픽셀의 수에 의해 결정된다. 즉 개개의 픽셀크기는 자체적으로 결정되는 것이 아니고 디지털 영상의 실제 크기에 의해 결정된다. 이렇게 얻어진 디지털 영상은

적절한 기준값(threshold level)에 의해 brightness level이 0또는 255의 두 값만을 가지는 2진 영상(binary image)으로 바뀐다. 이 과정은 물체(black, brightness level이 0)와 배경(white, brightness level이 255)을 극단적으로 구별하여 형상인식을 간편히 하고자 함이다. 그렇지만 이 영상처리 과정에서 기준값 선정에 따라 원래의 영상정보가 변형될 수 있으므로 기준값 선정에 특별한 주

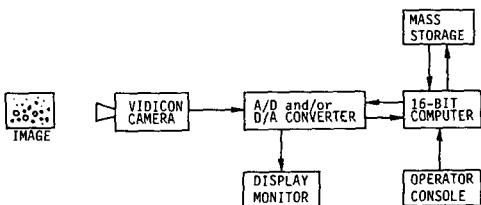
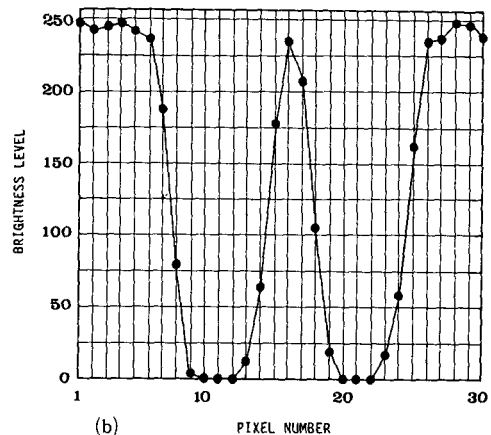
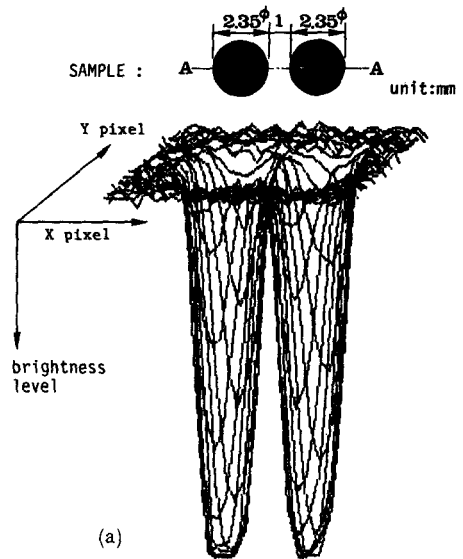


Fig. 2 Block diagram of drop size analyzer



(a) A sample image and its spatial distribution in terms of pixel value
 (b) X directional pixel value along the A-A line

Fig. 3 A sample and its spatial distribution in terms of pixel value

의가 요구되며 이에 관한 여러가지 방법이 제시되고 있다^(4,6).

Fig. 3에는 두 개의 인접한 원이 가지는 공간적 brightness level의 분포(Fig. 3(a))와 두 원의 공통 중심선(Fig. 3(a)에서 A-A선)에 놓여있는 brightness level이 나타나 있다(Fig. 3(b)). 빛의 회절(diffraction)에 의해서 배경과 물체의 경계에서 brightness level은 단락적으로 변하지 않으므로(Fig. 3(b)) 기준값을 어떻게 선정하느냐에 따라 만들어지는 2진영상에서 물체로 인정되는 픽셀의 수가 변하게 된다. 예로 Fig. 3(b)에서 기준 값을 125로 할 경우 좌, 우측 원 모두 7개의 픽셀을 가지나 기준값을 100으로 할 경우에는 좌측원을 7개, 우측원은 6개의 픽셀을 가지게 된다. 만약 기준 값을 175로 할 경우에는 오히려 우측원이 좌측 원에 비해 1개 더 많은 픽셀을 가지게 된다. 이러한 현상은 앞서 언급한 바와 같이 영상처리 과정에서 원래의 영상정보가 왜곡 혹은 변형될 수 있음을 잘 보여주고 있다. 따라서 오차를 줄이기 위해서는 이러한 왜곡을 최소화하는 기준값을 선정하는 것이 매우 중요하다.

최적의 기준값을 선정하는 방법은 우선 취급하는 디지털 영상의 brightness level의 분포에 의존한다⁽⁶⁾. 본 연구에서 취급하는 디지털 영상의 경우 brightness level의 분포는 상당히 밝은 부분(brightness level로 200에서 240의 범위)과 상당히 어두운 부분(brightness level로 0에서 60의 범위)에 집중되어 있으며, Fig. 3(b)에 나타나 있는 바와 같이 회절영역에서 brightness level의 변화는 선형적이라 할 수 있으므로 기준값은 두 부분에 해당하는 brightness level의 산술평균으로 정하였다. 따라서 기준값은 영상상태에 따라 100에서 140 범위 내에 존재하였다.

(2) 형상인식 알고리즘

앞에서는 적당한 기준값을 선정하는 방법에 대해서 언급하였다. 본 절에서는 선정된 기준값에 의해 만들어진 2진 영상으로부터 물체, 즉 액적을 인식하고 관련된 정보를 추출하는 알고리즘을 다루었다.

우선 각 픽셀들이 어떠한 물체에 속해있나를 판별하기 위해서 연결상태(connectedness)를 고려해야 하는데 본 연구에서는 물체에 해당하는 픽셀은 8-연결상태를 가지며, 배경에 해당하는 픽셀은 4-연결상태를 가진다고 결정하였다. 여기서 4-연결

상태는 한 픽셀의 상하좌우 네 방향으로의 연결만을 인정하는 것이며 8-연결상태는 4-연결상태를 포함하여 대각선 방향으로의 연결도 인정하는 것이다⁽⁶⁾.

전체적인 형상인식 알고리즘의 구조(scheme)로는 인식하려는 물체의 형상이 액적으로, 비교적 단순한 모양이며 2진 영상을 취급하므로 run coding⁽⁷⁾과 ling-by-line기법⁽⁸⁾을 사용하였다.

run이란 이차원의 디지털 영상의 한 행(row, $Y = \text{constant}$)에서 물체를 표현하는 연속적인 픽셀의 집합체를 의미하며 run coding을 사용할 경우 다음과 같이 run을 표현할 수 있다.

$$R(n) = R(XI, XF; Y)$$

여기서 n 은 이 run이 몇번째로 나타난 run인가에 해당하는 수이며, Y , XI 그리고 XF 는 각각 run의 행번호와 이 Y 행에서 run이 나타나는 시작점과 끝점을 나타낸다. 이 run은 물체를 표현하는 픽셀들의 집합체이므로 역시 8-연결상태를 가진다. 본 연구에서는 run의 연결상태를 다시 대표적인 몇 개의 연결상태로 구분하였고, 이를 Fig. 4에 나타내었다. Fig. 4에는 물체의 구조를 고려하여 편의상 이름이 붙여진 run들이 주위의 run들과 연결되어 있는 형상(pattern)이 나타나 있으며, 이 형상 각각에 대한 인접함수(adjacency function)적 표현이 나타나 있다. 인접함수는 아래와 같이 정의된다⁽⁹⁾.

$$ADJ[R(m), R(n)] = \begin{cases} 1, & \text{if } |Y(m) - Y(n)| = 1 \\ & \text{and } XI(m) \leq XF(n) + 1, \\ & XI(n) \leq XF(m) + 1 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

참고로 이 인접함수를 간단히 설명하면 인접함수란 두 run이 서로 연결되어 있으면 1, 그렇지 않으면 0의 값을 가지는 함수로서 인접한 run들의 연결여부를 판정하는데 사용된다. 이렇게 각 run들을 인접함수로 표현하는 까닭은 형상인식 알고리즘에 직접 사용될 수 있기 때문이다. 이러한 연결상태들은 다시 고유한 하나의 특성만을 가지는 정상적(normal)인 연결상태와 두 개의 특성을 가지는 비정상적(abnormal)인 연결상태로 구분된다. 일반적으로 두 개의 이름을 가지는 run들이 비정상적인 연결상태에 속하며, 각각의 인접함수 또한 두 개의 정상적인 연결상태에 해당하는 인접함수들의 조합으로 표현된다. 그러나 end run과 start run의 경우 인접한 run이 위 혹은 아래의 run에 의해 이들

CONNECTEDNESS	NAME	PATTERN	ADJACENCY FUNCTION
NORMAL	START	$Y(n)-1$ $Y(n)$	$ADJ[R(m),R(n)]=0, n > m$
	END	$Y(n)$ $Y(n)+1$	$ADJ[R(m),R(n)]=0, n < m$
	JOIN	$Y(n)$ $Y(n)+1$	$ADJ[R(n-1),R(n)]=0$ & $ADJ[R(n),R(m)]=1$ & $ADJ[R(n-1),R(m)]=1, Y(m)=Y(n)+1$
	SPLIT	$Y(n)-1$ $Y(n)$	$ADJ[R(n+1),R(n)]=0$ & $ADJ[R(n),R(m)]=1$ & $ADJ[R(n+1),R(m)]=1, Y(m)=Y(n)-1$
	NONE	All run except START,END,JOIN,SPLIT and abnormally connected runs	
ABNORMAL	START+END	$Y(n)-1$ $Y(n)$ $Y(n)+1$	* R(n) : named run
	START	$Y(n)-1$ $Y(n)$ $Y(n)+1$	
	START+JOIN	$Y(n)-1$ $Y(n)$ $Y(n)+1$	
	SPLIT+END	$Y(n)-1$ $Y(n)$ $Y(n)+1$	
	JOIN+SPLIT	$Y(n)-1$ $Y(n)$ $Y(n)+1$	

Fig. 4 Types of run

과 간접적으로 연결되면 start나 end run의 고유성을 상실하게 되므로 이 경우에는 한 개의 이름을 가지면서도 비정상적인 연결상태에 속하게 된다. 반면 start run이면서 end run인 경우에는 특별히 single object run으로 취급하였는데, 그 까닭은 이 run은 자체가 하나의 물체로서 다른 이름을 가진 run들과 구별되며, 결국 측정되는 액적의 최소직경이 되기 때문이다. 이러한 비정상적인 연결상태는 비교적 큰 액적들이 있을 때나 액적들이 서로 붙어 있는 경우 그리고 이물질이 들어 있는 경우에 나타나게 된다. 따라서 이 비정상적인 연결상태를 고려해서 적당히 처리해야만 항상 올바른 결과를 얻을 수 있고 더 나아가 채집된 분무액적들 가운데 붙어있는 액적들이나 이물질 등을 제거하는 과정을 생략할 수 있다. 혹은 반대로 이 비정상적인 연결상태를 고려하지 않으면 틀린 결과를 얻을 수도 있으며 사진을 일일이 사전처리해야 하는 번거로움이 있다.

Line-by-line기법이란 전체 디지털 영상을 한꺼번에 처리하는 대신 몇 개의 행 만을 순차적으로 처리해 나가는 방식을 말하며 전자에 비해 형상인식

알고리즘을 수행하는데 필요한 컴퓨터의 기억용량을 상당히 줄일 수 있으므로 매우 효과적인 방법이다. 처리하는 행수가 많아지면 물론 요구되는 기억용량도 커지게 되는데, 인식하려는 물체의 형상과 처리시간 등에 의해 필요한 행수가 결정된다. Fig. 4에 나타난 정상적인 연결상태를 판정할 경우에는 Nagai 등⁽⁵⁾과 마찬가지로 두 개의 행이 필요하나 본 연구에서 목적인 바와 같이 붙어있는 액적들이나 이물질 등을 선별하려면 비정상적인 연결상태를 판정해야 하며 이를 위해서는 최소한 세 개의 행이 요구된다.

하나의 액적은 Fig. 4에서 명명된 run들로 구성되며 기본적으로 하나의 start run과 end run을 가지며 그 중간과정에서 여러개의 다른 이름을 가진 run들을 가진다. 모든 run들은 수행되는 행에서 8-연결상태의 관점으로 상하의 연결성을 살펴서 어떤 물체에 속하는가 혹은 새로운 물체인가를 판정 받게 된다.

영상에서 추출된 물체들은 행과 열 즉 X방향과 Y방향의 두 가지 대표적인 길이로써 표현된다. X 방향의 길이는 Nagai 등⁽⁵⁾과 같은 방법으로 구

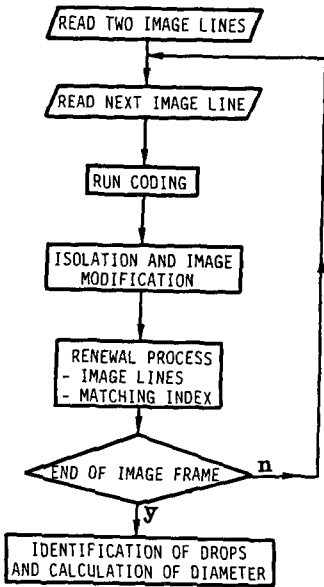


Fig. 5 Flow chart of pattern recognition

하였고, Y 방향의 길이는 각 추출된 물체에서 start run과 end run사이에 있는 픽셀 수로 구하였다. 연속적인 영상으로부터 디지털 영상을 만드는 과정에서 발생할 수 있는 discretization error는 측정된 물체의 형상비(aspect ratio)에 영향을 주며, 특히 액적이 작을수록 그 영향은 커진다. 본 연구에서는 10개의 픽셀에 해당하는 크기를 가지는 액적을 기준으로 형상비의 범위를 취하였다. 따라서 영상에서 추출된 모든 물체 가운데 이 두 길이의 관계가

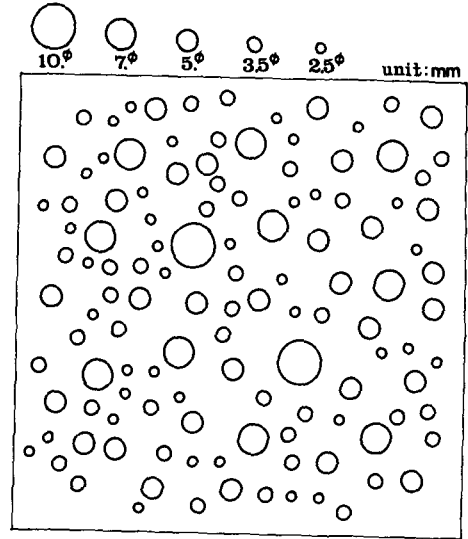
$$0.8 \leq Ly/Lx \leq 1.2$$

에 해당하는 물체들만이 액적으로 선별되는데, 이 과정에서 서로 붙어있는 액적들과 디지털 영상의 상하좌우 경계에 걸려있는 액적들 그리고 이물질 등이 걸리지게 된다. 선별된 액적의 직경은 구해진 두 길이의 산술평균으로 정하였다.

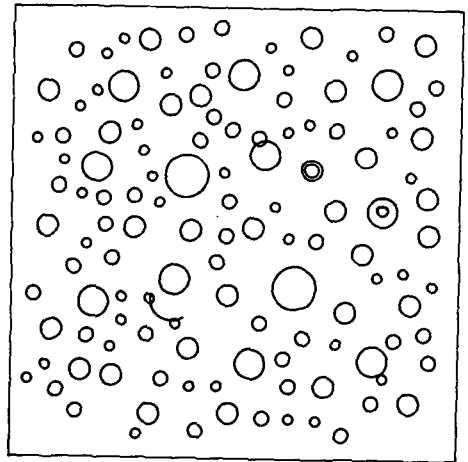
Fig. 5에는 전체적인 형상인식 알고리즘의 흐름도(flow chart)가 나타났으며, 프로그램 언어는 Fortran-77을 사용하였다.

3. 검 정

사진에서 자동적으로 액적의 크기를 분류하는 시스템이 정확하게 작동되는가를 살펴보기 위해서 크기를 알고 있는 원(circle)들을 이용하여 Fig. 6



(a)

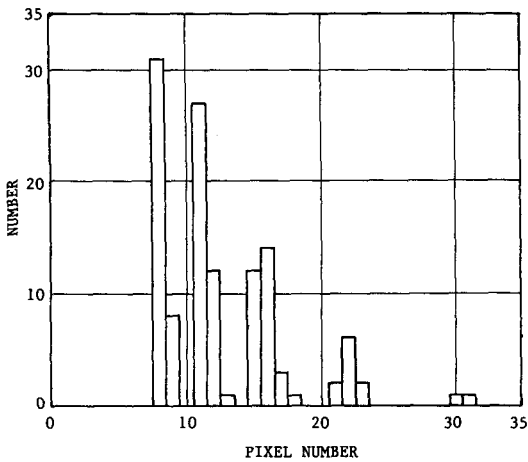


(b)

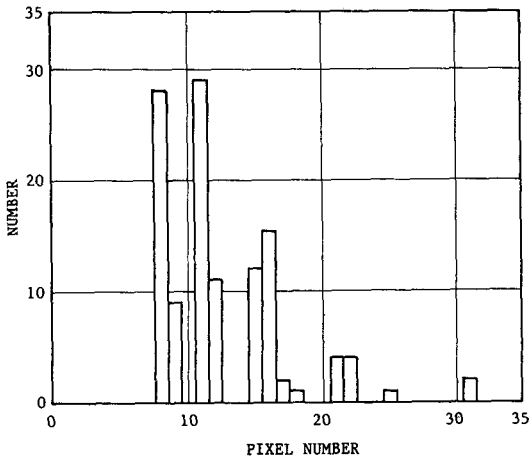
Fig. 6 Two reference pictures with known sized objects

과 같이 표준상(reference picture)을 만들었다. Fig. 6(b)는 Fig. 6(a)에 액적들이 서로 붙어있거나 이물질을 포함하도록 만들어진 것이며 기본적인 원들을 위치도 Fig. 6(a)와 완전히 같지는 않다.

Fig. 7과 Table 1에는 Fig. 6의 두 표준상을 처리한 결과가 나타나 있다. Fig. 7에는 각 표준상을 구성하는 원의 크기와 수를 그림으로 나타내었는데 각 크기에 대해서 한 픽셀 정도의 가감오차가 있음을 알 수 있다. 이는 일반적으로 discretization



(a)



(b)

(a) Histogram corresponding to image shown in Fig. 6(a)

(b) Histogram corresponding to image shown in Fig. 6(b)

Fig. 7 Histograms of two reference pictures

error로 볼 수 있지만 표준상을 만드는 과정에서 각 원에 다소의 변형도 있었을 것으로 추측된다. 그러나 Table 1에 나타나 있는 통계적인 직경은 원래의 정확한 값(exact value)과 만족스럽게 일치하였고 그 차이는 discretization error에 해당하는 한 픽셀길이(0.323mm)보다 작았다.

결국 자동측정장치는 정확하게 작동하여 만족스러운 결과를 주었고 특히 여러가지 복잡한 형상이 존재하는 경우(Fig. 6(b))에도 기대한 바와 같이 액

Table 1 Statistical diameters of two reference pictures

Case Mean Dia.	Exact value	Present method	
		Fig. 6(a)	Fig. 6(b)
\bar{x}_{10}	3.95	4.07	4.06
\bar{x}_{20}	4.24	4.35	4.33
\bar{x}_{30}	4.56	4.65	4.63
\bar{x}_{32}	5.29	5.32	5.30

$l=0.323\text{mm}$, unit : mm

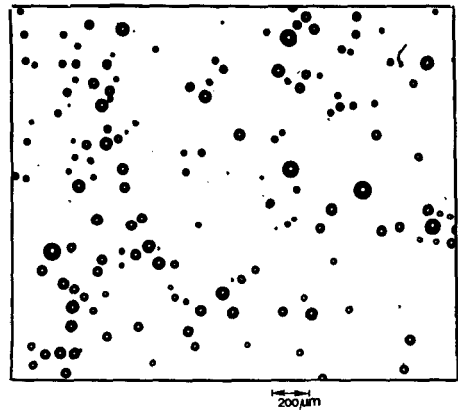
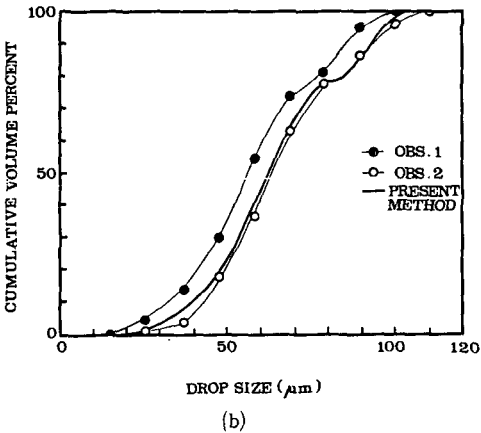
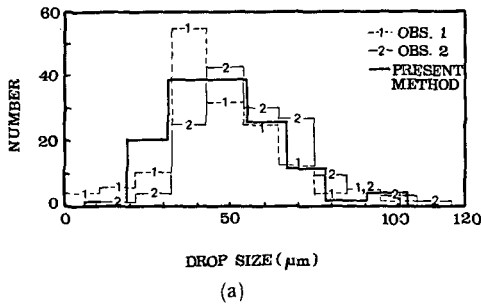


Fig. 8 A sample photograph of spray drops

적들을 선별하여 처리하였다. 참고로 2진영상을 만드는 과정에서 선정한 기준값은 두 표준상 모두 140이었다.

사진촬영 시스템을 포함하는 전체 시스템을 평가하기 위해서 oil-bath로 직접 액적을 채집하였다. 촬영되어 현상, 확대인화된 사진은 Fig. 8과 같으며 서로 붙어있는 액적들과 이물질들을 포함하고 있다. 이물질은 분무액적들과 같이 채집되는 것이 아니라 oil-bath의 유리 표면에 붙어있는 미세한 먼지 등이 채집 액적들과 같이 촬영되어 나타난다. 이 사진으로부터 2진 영상을 얻는데 사용한 기준값은 120이었다.

두 사람이 측정된 결과와 자동적으로 측정된 결과는 Fig. 9와 Table 2에 나타나 있다. 여기서 측정자가 셀 경우에는 약 $10.5\mu\text{m}$ 의 분류범위(classification range)를 가지며 자동적으로 셀 경우에는 약 $6.05\mu\text{m}$ 분류범위를 가진다. 자동적으로 셀 경우의 분류범위는 바로 한 픽셀길이에 해당한



(a) Number histogram
(b) Cumulative volume percent

Fig. 9 Number histogram and cumulative volume percent of a sample photograph of spray drops

다. Fig. 9(a)에서는 모두 비슷한 분류범위를 가지도록 자동적인 측정의 경우 분류범위를 두 픽셀길이 단위로 재분류하여 표현하였다. 주관적인 오차를 좀 더 체계화시키기 위해 측정자 1은 분류범위의 경계에 놓여있는 액적은 작은 쪽에 속하는 액적으로 분류하였고 측정자 2는 큰 쪽에 속한다고 분류하였다. Fig. 9는 이러한 측정자의 주관적 차이를 잘 나타내고 있으며 아울러 자동적인 측정이 정확이 이루어졌음을 보여주고 있다.

Table 2에는 여러 통계적인 양들이 나타나 있는데 Fig. 9에는 나타나지 않았지만 기준값을 70으로 한 2진영상으로부터 얻은 결과가 함께 나타나 있다. 예측한 바와 같이 측정자 1의 결과는 측정자 2에 비해서 작았으며 이 주관적인 오차는 거의 한 분류범위(10.5마이크론)정도에 해당하였다. 이러한 결과는 특히 분류범위가 클 때 주관적인 오차가 결과에 상당히 영향을 줄 수 있음을 시사하는 것이라 하겠다. 기준값을 120으로 한 2진영상에서는 두 측

Table 2 Statistical diameters of a sample photograph

Case Mean dia.	Present method		Manual	
	T=70	T=120	OBS. #1	OBS. #2
\bar{x}_{10}	42.9	49.9	44.7	54.9
\bar{x}_{20}	46.1	52.8	48.3	57.4
\bar{x}_{30}	49.1	55.7	51.4	59.7
\bar{x}_{32}	55.6	61.9	58.1	64.4

$l = 6.05 \mu\text{m}$, unit : μm

정자가 구한 결과의 중간 정도의 값을 가지는 매우 훌륭한 결과를 얻었다. 그러나 기준값을 70으로 한 2진영상에서 구해진 결과들은 오히려 측정자 1보다 적었으며 기준값을 120으로 한 2진영상에서 얻은 결과와 비교해서 각 통계값에서 한 픽셀길이 정도 작은 값을 가졌다.

앞서 논의된 바와 같이 기준값 선정에 따라 물체로 인정되는 픽셀의 갯수가 변하게 되어 이로 인한 오차가 발생할 수 있는데, 본 연구에서와 같이 한 영상에서 비교적 많은 액적들을 측정하려면 종래의 방법⁽²⁻⁵⁾과는 달리 한 픽셀의 길이가 액적의 직경에 비해 상대적으로 아주 작지 않으므로 이러한 오차는 결과에 상당한 영향을 미치게 된다. 결국 한 영상에서 많은 액적들을 측정하려면 기준값 선정에 더욱 세심한 주의가 요구된다. 이는 기본적으로 물체와 배경이 극단적으로 구별되는 사진을 얻는 것이 중요하다는 것을 의미한다.

영상처리를 이용한 측정방법의 경우 위의 결과를 얻는데 약 4분 9초가 소요되었으며 이 중 영상화일(image file)을 읽어 들이는데 소요된 시간을 제외하여 실제 처리시간, 즉 run coding과 분무액적을 추출하여 분류하는데 소요된 시간을 구해보면 약 15초 정도였다. 본 연구의 경우 영상을 픽셀 즉 바이트 단위로 읽기 때문에 측정시간의 대부분이 영상을 읽어들이는데 소요된다. 따라서 장치(hardware)적 보안을 통한 디지털 영상 코딩(coding)이 이루어지면 결과적으로 영상화일의 크기가 줄기 때문에 측정시간을 더욱 단축시킬 수 있을 것이다.

5. 결 론

종래의 oil-bath 채집방법과 영상처리를 이용한

측정방법을 혼용하여 경제적이며 효율적인 액적크기 측정장치 시스템을 제작하였다. 이 측정장치에 한 영상에서 비교적 많은 액적들을 짧은 시간 내에 측정할 수 있으며, 붙어있는 액적들이나 이물질 등을 자동적으로 걸러내도록 고안되었다. 또한 디지털 영상을 사진에서 얻기 때문에 한 사진에서 디지털 영상을 취할 때 국부적으로 확대배율을 조정하기가 용이하다. 이러한 방법을 통해서 분무액적의 크기가 bi-modal 한 분포를 가지는 경우에도 각각의 액적크기에 대해서 정확도를 유지할 수 있을 것이다. 본 연구에서는 형상인식의 대상으로 액적의 형상(원)을 고려하였으나 이와 비슷한 모양을 가지는 기포(bubble)의 형상에도 제작된 측정장치가 같은 목적으로 사용될 수 있을 것으로 기대된다. 아울러 측정 시스템과 측정과정을 검정한 결과 이 측정 시스템에서 오차가 발생할 소지가 가장 많은 부분은 원래의 영상정보에서 2진영상을 얻는 과정이었다. 물론 이 과정은 일반적으로 주의가 요구되는 영상처리 과정이지만, 특히 본 연구에서와 같이 한 영상에서 많은 액적을 측정하는 경우 한 픽셀길이가 액적의 크기에 비해 상대적으로 아주 작지 않기 때문에 2진영상을 얻기 위한 적당한 기준값의 선정이 올바른 결과를 얻는데 가장 중요한 것으로 나타났다. 본 연구에서 취급되는 디지털 영상에서는 brightness level의 분포가 상당히 밝은 부분(brightness level로 200에서 240의 범위)과 상당히 어두운 부분(brightness level로 0에서 60의 범위)에 집중되어 있기 때문에 기준값은 두 부분에 해당하는 brightness level의 산술평균으로 정하였다.

본 시스템을 이용한 측정결과는 액적측정에 따른 측정자의 주관적인 오차를 줄이고 처리의 효율성을 증대시키는 등 만족스러운 것으로 나타났으며, 디지털 영상을 코딩하는 과정에서 장치적인 보완이 이루어지면 처리시간을 더욱 단축시킬 것으로 기대된다.

후 기

본 연구는 한국과학재단 1987년도 목적기초연구사업의 일환으로 수행되었으며 이의 연구비 지원에 관해 재단 관계자들에게 깊은 감사를 드린다.

참 고 문 헌

- (1) Azzopardi, B.J., 1979, "Measurement of Drop Sizes", *Int. J. Heat Mass Transfer*, Vol. 22, No. 9, pp. 1245~1279.
- (2) Weiss, B.A., Derov, P., DeBiase, D. and Simmons, H. C., 1984, "Fluid Particle Sizing Using a Fully Automated Optical Imaging System", *Optical Engineering*, Vol. 23, No. 5, pp. 561~566.
- (3) Bertolini, G.P., Oberdier, L.M. and Lee, Y.H., 1985, "Image Processing System to Analyze Droplet Distributions in Sprays", *Optical Engineering*, Vol. 24 No. 3, pp. 464~469.
- (4) Ahlers, K.D. and Alexander, D.R., 1985, "Microcomputer Based Digital Image Processing System Developed to Count and Size Laser-Generated Small Particle Images", *Optical Engineering*, Vol 24, No. 6, pp. 1060~1065.
- (5) Nagai, N., Hirai, T. and Ikuman, T., 1982, "Conventional Measuring System of Spray Droplets Using One-Dimensional Image Sensor", 第10回液體の微粒化に関する講演會講演論文, pp. 72~82.
- (6) Pratt, W.K., 1978, "Digital Image Processing", John Wiley & Sons, Inc., N.Y.
- (7) Huang, T.S., 1977, "Coding of Two-Tone Images", *IEEE Transactions on Communications*, Vol. Com-25, No. 11, pp. 1406~1424.
- (8) Castleman, K.R., 1979, "Digital Image Processing", Prentice-Hall, Inc., Englewood Cliffs, N.J.
- (9) 이정환, 1985, "Run-length Code를 이용한 새로운 Chain Coding 알고리즘에 관한 연구", 한국과학기술원 석사학위논문.