

퍼지 클러스터링을 이용한 확률분포함수 기반의 다중문턱값 선정법

김경범*, 정성종**

Selection Method of Multiple Threshold Based on Probability Distribution Function Using Fuzzy Clustering

Gyung Bum Kim* and Sung Chong Chung**

ABSTRACT

Applications of thresholding technique are based on the assumption that object and background pixels in a digital image can be distinguished by their gray level values. For the segmentation of more complex images, it is necessary to resort to multiple threshold selection techniques. This paper describes a new method for multiple threshold selection of gray level images which are not clearly distinguishable from the background. The proposed method consists of three main stages. In the first stage, a probability distribution function for a gray level histogram of an image is derived. Cluster points are defined according to the probability distribution function. In the second stage, fuzzy partition matrix of the probability distribution function is generated through the fuzzy clustering process. Finally, elements of the fuzzy partition matrix are classified as clusters according to gray level values by using max-membership method. Boundary values of classified clusters are selected as multiple threshold. In order to verify the performance of the developed algorithm, automatic inspection process of ball grid array is presented.

Key Words : Fuzzy Partition Matrix(퍼지파티션행렬), Fuzzy Clustering(퍼지 클러스터링)
Gray level Histogram(농담값 히스토그램), Max-Membership Method(최대귀속도방법)
Multiple Threshold(다중문턱값), Probability Distribution Function(확률분포함수)

1. 서론

정밀가공시 부품의 치수 및 위치측정, 생산공정에서 부품의 결함감시, 삼차원 형상계측 등의 검사공정을 자동화하기 위해 머신비전(machine vision) 시스템들이 이용되고 있다. 즉, 소형 부품의 형상이

나 크기 측정, 자동조립시 발생하는 위치와 방향결정은 물론, 사람의 육안으로 판별이 어려운 소형 전자부품 인식공정에 이르기까지 광범위하게 머신비전이 응용되고 있다⁽¹⁾.

본 논문에서는 머신비전모듈중에서 복잡한 영상의 인식공정에 필수적으로 요구되는 다중문턱값

* 한양대학교 대학원

** 한양대학교 기계공학부

(multiple threshold)을 선정하기 위한 확률분포함수 기반의 새로운 방법을 제안하고, 선정된 다중문턱값을 이용하여 영상 다치화(multilevel thresholding)를 수행하고자 한다. 다중문턱값 선정은 영상분할(image segmentation)을 위해 흔히 사용되는 기법중의 하나이지만, 검사공정에서 피사체의 재질과 반사특성, 카메라의 위치, 조명 등과 같은 환경조건 때문에, 뚜렷하게 물체와 배경이 구분되지 않는 영상에서는 최적의 다중문턱값 선정이 곤란하다. 그러므로 이제까지는 검사공정의 환경조건에 따라 사용자가 시행착오적 방법으로 다중문턱값을 선정해 왔으며, 전문가들의 주요한 연구대상이 되어 왔다(1,2).

최적의 다중문턱값을 선정하기 위한 선행 연구는 영상 히스토그램(image histogram)을 이용하였다. 영상 히스토그램을 확률밀도함수로 가정한 다음, 물체와 배경의 영역관계를 클래스간 분산(between-class variance), 엔트로피(entropy)와 같은 기준함수(criterion function)로 정식화하여 이 함수를 최대화하는 다중문턱값을 선정하였고(3,5), Kittler(6)는 히스토그램을 정규분포로 가정한 다음, 통계적인 기준함수를 정의하여 최소화시키는 다중문턱값을 선정하였다. 위 방법(3,5)은 다중문턱값 선정을 위해 효율적인 방법임이 Sahoo(2)에 의해 입증되었으며, 현재 상용 비전시스템에서 많이 사용되고 있다. Tsai(7)는 히스토그램의 각 영역을 힐(hill)로써 대표할 수 있다고 가정하였고, 이 힐의 위치를 결정하기 위한 힐클러스터링(hill clustering) 방법을 제안하였다. 그리고 Papamarkos(8)는 Tsai의 방법을 이용하여 힐의 위치를 결정하고, 이 힐 사이의 분포를 선형유리함수(linear rational function)로 근사화한 후, 최소값을 찾아 다중문턱값을 결정하는 방법을 제안하였다.

이러한 선행연구 기법(2-8)들은 히스토그램 분포에서 물체와 배경이 일정한 농담값에 의하여 구별된다는 가정하에서 다중문턱값을 결정하였다. 그러나, 물체와 배경의 구분이 모호한 경우에는 히스토그램 분포가 가우시안 함수(gaussian function)로 매개변수 추정이 불가능한 분포가 되기 때문에, 선행연구의 기준함수와 선형유리함수의 근사화를 도입한 방법으로는 다중문턱값을 최적으로 선정할 수 없게 된다.

이러한 문제점을 해결하기 위해 본 논문에서는 모달(modality) 특성이 존재하지 않는 영상에서 확

률밀도함수가 아닌 확률분포함수를 기반으로 퍼지 클러스터링을 적용한 새로운 다중문턱값 선정법을 제안한다. 영상의 히스토그램을 농담값에 따른 확률밀도함수로 가정하고, 각 농담값에 따른 누적확률을 나타내는 확률분포함수를 유도한다. 이 확률분포점들을 농담값에 따른 클러스터점(cluster point)으로 정의하고, 이 클러스터점들이 각 클러스터(영역)에 속하는 정도(membership grade)를 구하기 위해 퍼지클러스터링을 적용하여 퍼지파티션행렬을 구한다. 그리고, 최대귀속도(max-membership) 방법을 이용하여 농담값에 따른 퍼지파티션행렬(fuzzy partition matrix)을 각 클러스터로 분류하고, 분류되어진 클러스터들의 경계값들을 다중문턱값으로 선정한다.

연구된 방법의 효율성을 입증하기 위해 BGA(ball grid array) 검사를 사례연구 대상으로 하고, 선행연구에서 비교대상으로 많이 인용되는 방법(3,5)의 다치화된 영상과의 평가를 수행한다. 또한, 제안된 방법론의 타당성을 정량적으로 평가하기 위해 Huang(9)이 제안한 퍼지니스 척도(fuzziness measure)를 이용하여 성능을 검토한다.

2. 영상 다치화와 확률분포함수

스캐너나 팩시밀리 등과 같은 제품을 검사하는데 이용되는 이치화(bilevel thresholding)는 하나의 문턱값을 선정하는 것으로, 물체와 배경이 뚜렷하게 구별되는 영상에 적용할 수 있다. 이치화를 위한 문턱값 선정에 대한 연구가 진행되어 왔지만, 물체의 겹침, 그림자 등과 같은 문제로 인해 물체와 배경을 구별하기 애매한 경우에, 이치화만으로는 영상의 영역분할이 곤란하다. 왜냐하면 모달 특성이 존재하지 않는 히스토그램 분포에서 하나의 문턱값만을 가지고는 물체와 배경을 구별하는 것이 난해하기 때문이다. 그러므로 문턱값이 하나인 이치화보다 문턱값이 여러개인 다중문턱값을 최적으로 선정할 필요가 있다(2-9).

다중문턱값 $T(i), i=1, \dots, L$ 를 최적으로 선정된 경우 영상의 다치화(multilevel thresholding) 과정은 식 (1)과 같다. $f(x,y)$ 는 Fig.1과 같이 공간좌표 (x, y) 에서 영상의 강도를 의미하고, 유한한 값을 갖기 때문에 식 (2)와 같이 표현된다. 또한, 조명과 반사성분을 고려하면 식 (3)과 같이 정의할 수 있다(10).

$$F(x, y) = \begin{cases} 0, & \text{if } f(x, y) \leq T(1) \\ 1, & \text{if } T(1) < f(x, y) \leq T(2) \\ \dots \\ L, & \text{if } T(L) < f(x, y) \end{cases} \quad (1)$$

여기서, $T(1) < T(2) < \dots < T(L)$: 다중문턱값
 $f(x, y)$: 이차원 광강도 함수
 $F(x, y)$: 다치화된 영상

$$0 < f(x, y) < \infty \quad (2)$$

$$f(x, y) = i(x, y)r(x, y) \quad (3)$$

여기서, $0 < i(x, y) < \infty$: 조명성분

$0 < r(x, y) < 1$: 반사성분

$i(x, y)$ 는 광원, $r(x, y)$ 는 피사체의 특성에 의해 결정된다. 그러므로 $f(x, y)$ 의 양자화(quantization)된 값 l 은 검사 공정에서 광원의 종류나 위치, 피사체의 반사특성, 카메라 위치 등에 영향을 받게 되고, 공간좌표 (x, y) 에서 다음식과 같은 범위에 존재하게 된다.

$$0 \leq l \leq L \quad (4)$$

Fig.2는 영상의 히스토그램 분포를 보인 것이고 이 히스토그램을 정의하면 다음식과 같이 된다.

$$H(l) = \sum_{\forall f(x,y)=l} f(x, y), \quad l \in [0, L] \quad (5)$$

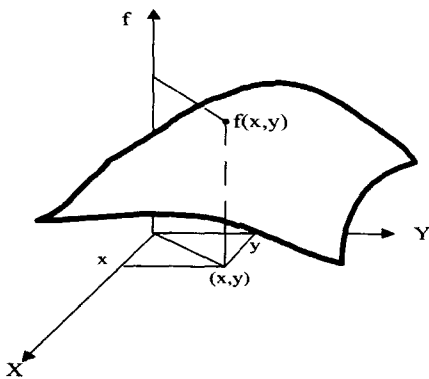


Fig. 1 Two-dimensional light intensity function for an image

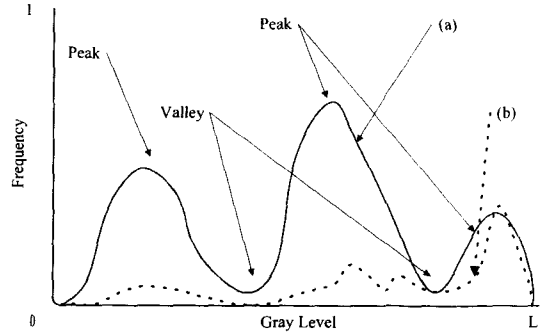


Fig. 2 Gray level histograms that can be partitioned by multiple threshold

Fig.2 (a)의 히스토그램은 각 농담값에 따른 통계학적 수치를 분명하게 제공하여 다중문턱값 $T(i)$ 를 선정할 수 있는 정보를 주기 때문에, 선행연구⁽²⁻⁸⁾에 적용되어 영상처리에 널리 사용되고 있다. 이 히스토그램을 영상의 총 픽셀수(pixel number)로 나누면 확률밀도함수 p_l 은 다음식과 같이 정의된다.

$$p_l = \frac{H(l)}{N} \quad (6)$$

$$\text{여기서, } p_l \geq 0, \quad \sum_{l=0}^L p_l = 1, \quad l \in [0, L]$$

N : 영상의 총 픽셀수

그러나, Fig.2 (b)의 경우처럼, 모달 특성이 존재하지 않고 뚜렷한 특징이 없는 애매한 분포를 갖는 경우에 식 (6)으로 표현되는 확률밀도함수를 이용한 선행연구의 방법으로는 다중문턱값을 최적으로 결정할 수 없게 된다. 왜냐하면, 확률밀도함수에서 정의된 기준함수와 선형유리함수의 근사화로는 특징 추출을 위한 정보를 통계적으로 충분하게 제공하지 못하기 때문이다.

본 논문에서는 다중문턱값의 결정에 통계적 정당성과 편이성을 제공하기 위해 단조증가 함수로 표현되는 이산확률분포함수를 정의한다. 여기서, 확률분포함수를 정의할 때 확률밀도함수에서 분포의 영향을 미치지 않는 구간을 미리 제외하기 위해 농담값의 구간 $[l_{min}, l_{max}]$ 을 결정하여야 하며, 만약에 이 구간을 결정하지 않으면 클러스터 중심이 이동하기 때문에 최적의 다중문턱값을 결정할 수가 없게 된다.

농담값의 구간 결정은 확률밀도함수에서 최대값을 구하고 이를 중심으로 확률밀도함수를 내림차순으로 분포하는 정규분포 $g(x): N(255, \sigma^2)$ 를 가정한 다음, 확률밀도함수에서 $g(255 - 2\sigma)$ 보다 큰 분포, 즉 정규분포 5%의 유의수준(significance level)에 대해서 확률분포함수 P_l 를 다음식과 같이 정의한다. P_l 은 각 농담값까지의 확률을 더함으로

$$\text{if } \underset{0 \leq l \leq L}{p_l} \geq g(255 - 2\sigma) \text{ then } l^* = l$$

$$l_{\min} = \min l^* \quad l_{\max} = \max l^* \quad (7)$$

$$P_l = \sum_{k=l_{\min}}^{l_{\max}} p_k, \quad l \in [l_{\min}, l_{\max}]$$

써 얻어지는 누적확률이기 때문에, 이것으로부터 확률적으로 클러스터점(cluster point)을 정의할 수 있으며 Fig.3은 정의된 각 클러스터점과 클러스터, 클러스터 중심(cluster centers)을 보인 것이다. 여기서, 클러스터는 영상에서 같은 농담값을 갖는 영역을 의미한다.

3. 퍼지 클러스터링

클러스터링은 n개의 데이터로 이루어진 집합에서 c개의 클러스터인 부분집합의 수를 알고 분류하는 방법이다.

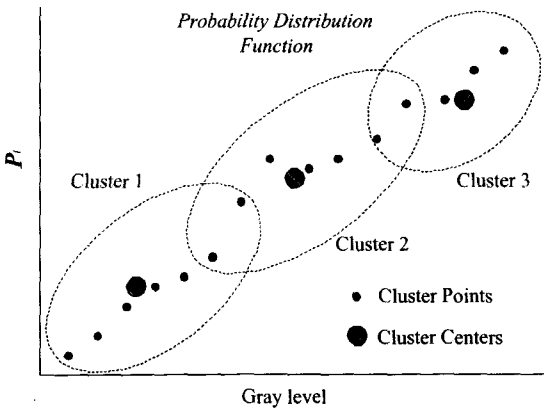


Fig. 3 Definition of cluster points and clusters in a probability distribution function

본 논문에서 제안하는 영상의 확률분포함수를 기반으로한 다중문턱값 선정법은 Fig.3에서와 같이 클러스터간의 애매모호한 경계를 규명하는 것의 의미하기 때문에 클러스터점들이 각 클러스터에 속하는 귀속도의 집합, 퍼지파티션행렬을 구한 후, c개의 클러스터로 분할하여야 한다. 이를 위해서 본 연구에서는 퍼지클러스터링을 적용하고자 한다.

3.1 퍼지 c-Means 클러스터링

확률분포함수에서 정의된 클러스터점으로 이루어진 집합에서 클러스터점들의 귀속도와 c개의 클러스터 중심을 구하기 위해 클러스터점들과 각 클러스터 중심과의 유클리디안 거리를 최소화하고, 각 클러스터 중심간의 거리를 최대화하는 목적함수를 다음식과 같이 정의한다.

$$J_m(U, v) = \sum_{k=1}^{l_{\max}} \sum_{i=1}^c \mu_{ik}^{m'} \|P_k - v_i\|^2 \quad (8)$$

여기서, $U = \{\mu_{ik}\}$: 퍼지파티션행렬

$v = \{v_i\}$: 클러스터 중심

$m' \in [1, \infty)$: 가중치계수

$c (2 \leq c \leq n)$: 클러스터의 수(영상 다치화의 수)

$\|\cdot\|$: Inner product norm

m' 이 1 보다 큰 경우에 모든 i, k 에 대하여 $P_k \neq v_i$ 를 만족한다고 가정하고, 다음 조건식을 만족할 때, J_m 이 국부적 최소화(local minimum)가 되기 위한 (\hat{U}, \hat{v}) 를 구할 수 있다^(11,12).

$$\hat{v}_i = \frac{\sum_{k=1}^n \mu_{ik}^{m'} P_k}{\sum_{k=1}^n \mu_{ik}^{m'}}, \quad \forall i \quad (9)$$

$$\hat{\mu}_{ik} = \left[\sum_{j=1}^c \left(\frac{\|P_k - v_j\|}{\|P_k - v_i\|} \right)^{2/(m'-1)} \right]^{-1}, \quad \forall i, k \quad (10)$$

퍼지 클러스터링 알고리즘의 수행방법은 Table 1 과 같고, 식 (9)와 (10)을 포함하는 과정을 반복함으로써 J_m 은 임의의 정해진 값으로 수렴한다.

Table 1. Pseudo-code for fuzzy c-means clustering algorithm

```

Input the number of cluster  $c$  and weighting
parameter  $m'$ ;
Initialize fuzzy partition matrix  $U(0)$  randomly;
Input the number of maximum iteration
 $MaxIteration$  and conversion tolerance  $\epsilon$ ;
 $IterNum = 1$ ; /* Iteration Number */
for( ; ; )
{
    Calculate cluster centers  $\{v_i^{(r)}\}$  using
 $U^{(r-1)}$  and the condition specified in
(9);
    Update  $U^{(r)}$  using  $v_i^{(r)}$  and the condition
specified in (10);
    if (  $\|U^{(r)} - U^{(r-1)}\| \leq \epsilon$  ||
 $IterNum > MaxIteration$  )
        break;
    else
         $IterNum = IterNum + 1$ ;
}
Generate fuzzy partition matrix  $U$ ;
Generate cluster centers  $v$ ;
    
```

여기서, 계산된 퍼지파티션행렬 U 는 클러스터 점들이 각 클러스터에 속하는 귀속도의 집합을 의미하고, 다음식과 같이 표현할 수 있다.

$$U = \left\{ \mu_{ik} \in V_{cn} \mid \mu_{ik} \in [0, 1] \forall i, k, \sum_{i=1}^c \mu_{ik} = 1, \forall k, 0 < \sum_{i=l_{min}}^{l_{max}} \mu_{ik} < l_{max} - l_{min} + 1, \forall i \right\} \quad (11)$$

여기서, μ_{ik} : 클러스터점 P_k 가 i 번째 클러스터에 속하는 귀속도
 V_{cn} : $c \times n$ 행렬

귀속도 μ_{ik} 는 0 과 1 사이의 범위에서 임의의

값을 갖고, 임의의 클러스터점이 모든 클러스터안에 속하는 귀속도의 합은 1 임을 알 수 있다.

3.2 최대귀속도 방법

제안된 최대귀속도 방법은 퍼지파티션행렬에서 c 개의 클러스터로 분류하기 위해 임의의 클러스터점이 각 클러스터에 속하는 귀속도가 최대가 되는 클러스터를 규명하는 방법으로써, 농담값을 의미하는 각 열의 최대 요소를 "1" 로 할당하고, 나머지 각 열의 요소들을 "0" 으로 할당하는 방법이다. 여기서, 다음식과 같이 정의된 최대귀속도 방법에 의해 "1" 로 분류된 클러스터들은 하나의 영역을 의미한다.

본 논문에서는 분류된 클러스터간의 경계값을 구한 후, 그 값을 다중문턱값으로 선정하였다.

$$\begin{aligned} \text{if } \mu_{ik} = \max_{i \in c} \{ \mu_{ik} \} \text{ then } \mu_{ik} = 1 \\ \text{else } \mu_{ik} = 0 \end{aligned} \quad (12)$$

for all $j \neq i, i = 2, \dots, c,$
 $k = 1, 2, \dots, n$

4. 사례 연구

본 논문에서는 연구된 방법을 검증하기 위해 BGA 검사를 사례 연구대상으로 하고, 선행 연구(2-9)에서 비교 대상으로 많이 인용되는 방법과 비교하였다. 또, 본 연구는 3치화(three-level thresholding)에 대해 실험을 수행하였다.

다음식은 Otsu의 클래스간 분산 기반 방법이다.

$$\begin{aligned} \omega_0 &= \sum_{l=0}^{T(1)} p_l, \quad m_0 = - \sum_{l=0}^{T(1)} l \frac{p_l}{\omega_0} \\ \omega_1 &= \sum_{l=T(1)+1}^{T(2)} p_l, \quad m_1 = - \sum_{l=T(1)+1}^{T(2)} l \frac{p_l}{\omega_1} \\ \omega_2 &= \sum_{l=T(2)+1}^L p_l, \quad m_2 = - \sum_{l=T(2)+1}^L l \frac{p_l}{\omega_2} \\ V_3 &= \omega_0 \omega_1 \omega_2 (m_1 - m_0)^2 (m_2 - m_1)^2 (m_2 - m_0)^2 \\ V_3(T(1)^*, T(2)^*) &= \max_{0 \leq T(1) < T(2) < L} V_3 \end{aligned} \quad (13)$$

다음식은 Kapur의 엔트로피 기반 방법이다.

$$\begin{cases} \omega_0 = \sum_{l=0}^{T(1)} p_l, H_0 = - \sum_{l=0}^{T(1)} \frac{p_l}{\omega_0} \ln \frac{p_l}{\omega_0} \\ \omega_1 = \sum_{l=T(1)+1}^{T(2)} p_l, H_1 = - \sum_{l=T(1)+1}^{T(2)} \frac{p_l}{\omega_1} \ln \frac{p_l}{\omega_1} \\ \omega_2 = \sum_{l=T(2)+1}^L p_l, H_2 = - \sum_{l=T(2)+1}^L \frac{p_l}{\omega_2} \ln \frac{p_l}{\omega_2} \end{cases}$$

$$E_3 = H_0 + H_1 + H_2$$

$$E_3(T(1)^*, T(2)^*) = \max_{0 \leq T(1) < T(2) < L} E_3 \quad (14)$$

4.1 실험 결과

Fig.4는 사례연구 대상의 구성도이다. Fig.5 (a)는 BGA 1 영상이고, Fig.6 (a)을 이용하여 BGA 1 영상에서 구한 확률밀도함수이다. BGA 1 영상에서 볼 수 있듯이, 랜드주변에서 패턴과 유사한 영역이 패턴과 혼재되어 있기 때문에 모달 특성이 존재하지 않는 확률밀도함수를 얻게되고, 이로부터 다치화를 위한 문턱값 선정은 곤란하게 된다.

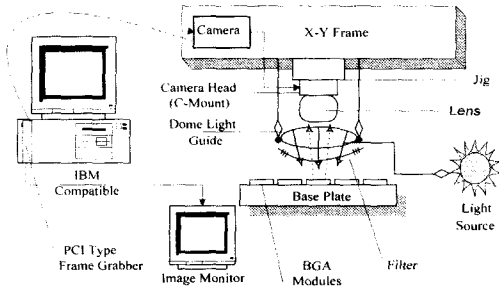
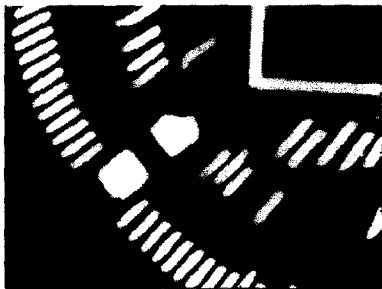
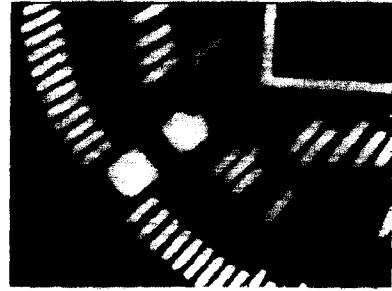


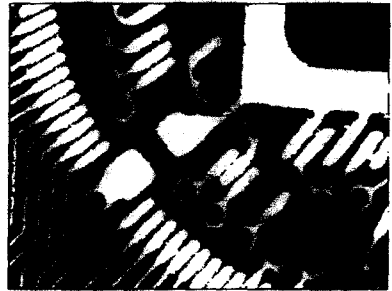
Fig. 4 Schematic diagram of ball grid array inspection system



(a) BGA 1



(b) Otsu



(c) Kapur



(d) Proposed

Fig. 5 Results of three-level thresholding for BGA

그러나, 본 논문에서 영상 다치화를 위해 제안한 확률분포함수를 기반으로 Fig.6 (b)와 같이 누적 확률을 이용하여 다치화를 수행할 수 있게 된다. 확률을 이용하여 다치화하는 경우, 다중문턱값 선정에서 클러스터간 경계의 모호함을 제거하기 위해 3절에 제시한 퍼지클러스터링을 이용하여 퍼지파티션행렬을 구하면 Fig.7 (a)과 같다. 그리고, 다중문턱값 선정을 위해 퍼지파티션행렬을 3.2절에 제시한 최대귀속도 방법을 적용하여 3개의 클러스터로 분류하고, 클러스터간의 경계값을 Fig.7 (b)와 같

이 다중문턱값 95, 175로 선정하였다. 또한, 선정된 다중문턱값을 식 (1)에 의해 영상 다치화를 수행한 결과 Fig.5 (d)와 같이 되었다. 여기서, 퍼지니스 (fuzziness)와 수렴조건을 고려하여 m 는 2, ϵ 은 $1e-5$ 로 결정하여 실험을 수행하였고, c 는 BGA 1 영상을 3치화하기 때문에 3 으로 결정하였다.

Otsu방법은 식 (13)에 의한 방법으로써 실험한 결과 다중문턱값이 68, 255로 선정되었으며 Fig.5 (b)와 같이 영상 다치화가 이루어진다. 랜드주변의 배경영역이 패턴과 같은 영역으로 오인 되었고, 랜드와 패턴, 그리고 배경의 영역분할이 비교적 만족할 만한 결과라 할 수 있지만 패턴의 영역이 명확하게 구분되지 않았다.

Kapur방법은 식 (14)에 따른 기법으로써 다중문턱값은 73, 106으로 결정되었으며 Fig.5 (c)와 같이 영상 다치화를 수행하였다. 이 경우는 랜드와 패턴이 같은 영역으로 인식되어짐을 보여 주기 때문에 실제로 검사의 신뢰성에 상당한 문제를 야기할 수 있고, 결국 랜드와 패턴 그리고 배경으로 영역을 분할하고자 하는 목적에 부합하지 않음을 알 수 있다.

그러나, 본 논문에서 연구된 방법은 Otsu와는 다르게 Fig.5 (d)와 같이 랜드주변의 배경영역을 패턴 영역으로 오인하지 않고 배경영역으로 인식하였고, 확연하게 특징영역(랜드, 패턴, 배경)으로 분할할 수 있음을 보여 준다.

연구된 방법의 강인성을 실험하기 위해 다른 BGA 영상에 대해서도 실험을 수행하였다. Fig.8-9는 그 결과이고, 제안된 방법이 선행 연구보다 각 특징영역을 강인하게 분할하는 특성이 있음을 알 수 있다. Table 2는 이상의 실험을 통해 선정된 다중문턱값을 보인 것이다.

Table 2. Results of multiple threshold for BGA 1-3

Method Image	Otsu	Kapur	Proposed
BGA 1	68, 255	73, 106	95, 175
BGA 2	74, 255	81, 106	88, 171
BGA 3	71, 255	73, 103	97, 177

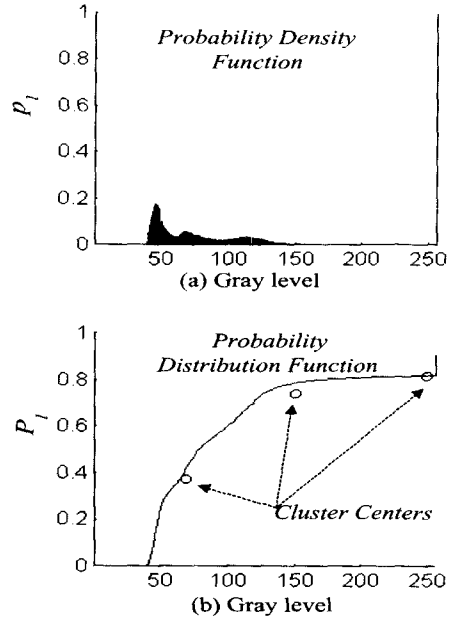


Fig. 6 Probability density function and probability distribution function of gray level histogram for BGA 1

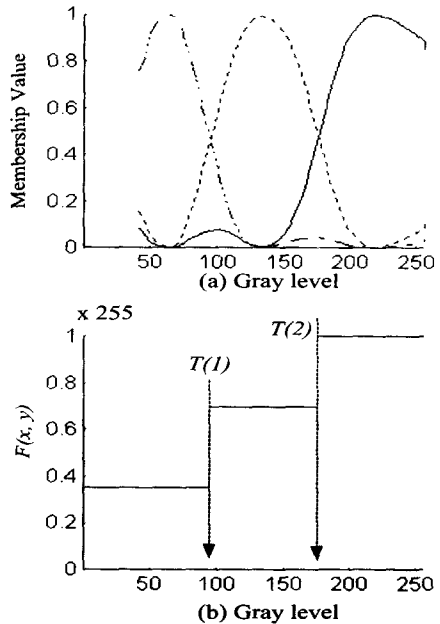
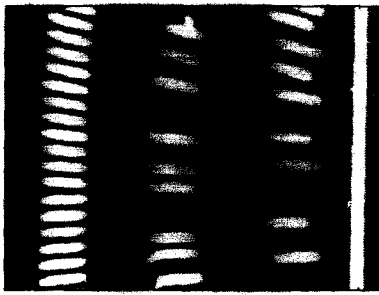
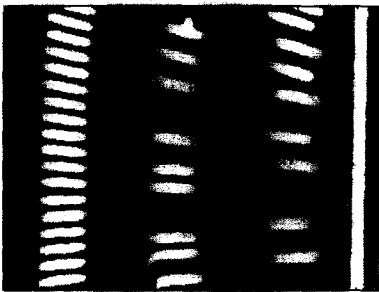


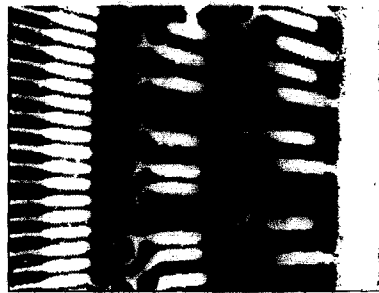
Fig. 7 Fuzzy partition matrix of probability distribution function and three-level thresholding by max-membership method



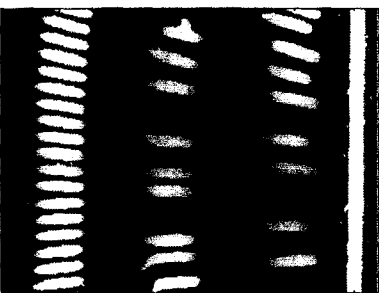
(a) BGA 2



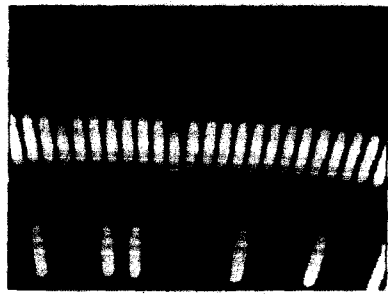
(b) Otsu



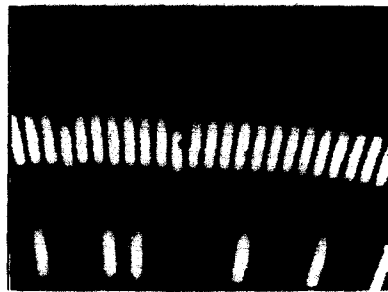
(c) Kapur



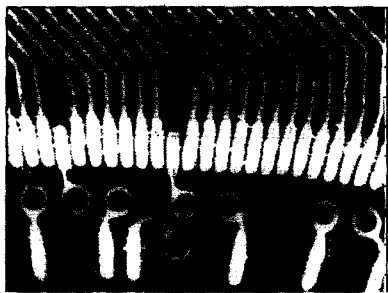
(d) Proposed



(a) BGA 3



(b) Otsu



(c) Kapur



(d) Proposed

Fig. 8 Results of three-level thresholding for BGA 2

Fig. 9 Results of three-level thresholding for BGA 3

4.2 성능 비교

다치화된 영상의 정량적 비교를 위해 Huang이 제안한 퍼지니치 척도(fuzziness measure)를 이용하여 선행 연구와 결과를 비교하였다. Huang의 방법은 원 영상과 다치화된 영상과의 거리를 퍼지니스로 정의하고, 이 퍼지니스를 엔트로피를 이용한 목적함수로 정식화하여 최소화하는 다중문턱값을 선정하는 기법이다⁽⁹⁾. 이 기법을 간략하게 서술하면 다음식과 같다.

$$\mu_x(x) = \begin{cases} \frac{1}{1+|x-\mu_0|/C} & \text{if } 0 \leq x \leq T(1) \\ \frac{1}{1+|x-\mu_1|/C} & \text{if } T(1) < x \leq T(2) \\ \frac{1}{1+|x-\mu_2|/C} & \text{if } T(2) < x \leq L \end{cases}$$

$$H_f(x) = -x \log(x) - (1-x) \log(1-x)$$

$$S(T(1), T(2)) = \frac{1}{MN} \sum_l H_f(\mu_x(l)) H(l)$$

$$S(T(1)^*, T(2)^*) = \min_{0 \leq T(1) < T(2) < L} S \tag{15}$$

여기서, $\mu_x(x)$: Membership function,
 μ_0, μ_1, μ_2 : Average gray level
 C : Difference between maximum and minimum gray levels
 $H_f(x)$: Shannon's function
 MN : Image size

Fig.10은 Table 2 에 제시된 다중문턱값을 Huang이 제안한 목적함수, 식 (15)에 대입하여 구한 퍼지니스 값을 비교한 결과이다. 가로축은 각 BGA 영상이고 세로축은 Otsu의해 구한 퍼지니스 값을 1로 하였을 때, 각 방법의 퍼지니스 값을 보인 것이다.

각 영상에 대해 실험을 한 결과, 본 논문에서 제안된 방법에 의해 선정된 다중문턱값에 의해 구한 퍼지니스 값이 선행연구의 다중문턱값을 이용하여 구한 퍼지니스 값보다 더 작음을 확인할 수 있었고, 이로부터 연구된 방법이 Huang이 제안한 방법과도 양립함을 알 수 있으며, 성능 비교를 위해 퍼지니스를 이용하여 정량화함으로써 4.1절의 결과를 수치적으로 입증하였다.

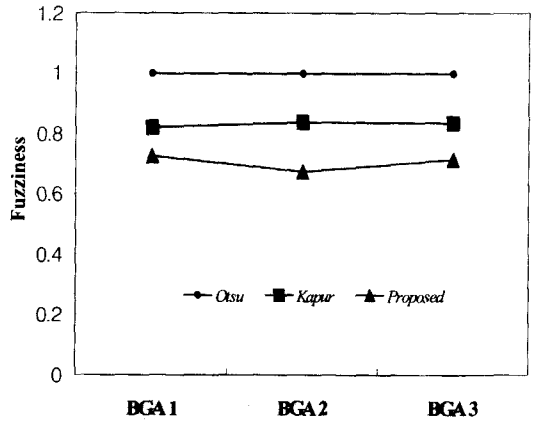


Fig. 10 Results of performance evaluation for BGA 1-3

5. 결론

본 논문에서는 확률분포함수 기반의 새로운 다중문턱값 선정법을 제안하였고, 제안된 방법론의 검증에 위해 BGA 검사를 사례 연구대상으로 하여 선행연구와 비교한 결과, 다음과 같은 결론을 도출하였다.

- (1) 모달 특성이 존재하지 않는 영상의 확률밀도함수에서 퍼지클러스터링을 이용한 확률분포함수 기반의 새로운 다중문턱값 선정법을 제안하였다.
- (2) 제안된 방법론의 검증을 위해 BGA 검사를 사례 연구대상으로 한 결과, 랜드와 패턴 그리고 배경의 영역을 최적으로 분할하여 기하학적인 특징들을 강건하게 추출할 수 있었다.
- (3) BGA 검사를 위한 머신비전모듈에 연구된 다중문턱값 선정법을 적용하여 다치화 영상을 제공함으로써 머신비전모듈 적용의 최소화를 꾀하였다.
- (4) 선행연구와의 성능 비교를 정량적으로 수행하여 본 논문에서 제안한 방법의 우수성을 입증하였다.
- (5) 본 논문에서 제안된 방법은 비전을 이용한 범용 검사모듈에 적용이 가능하리라 사료된다.

참 고 문 헌

1. M.Moganti, F.Ercal, "Automatic PCB Inspection Algorithms: A Survey," Image Understanding, Vol. 61, No. 1, pp. 122-137, 1995.
2. P.K.Sahoo, S.Soltani and A.K.C.Wong, "A Survey of Thresholding Techniques," CVGIP., Vol. 41, pp. 233-260, 1988.
3. N.Otsu, "A Threshold Selection Method from gray Level Histograms," IEEE Trans. Syst. Man Cybernet. 9, pp. 62-66, 1979.
4. S.S.Reddi, S.F.Rudin and H.R.Keshavan, "An Optimal Multiple Threshold Scheme for Image Segmentation," IEEE Trans. Syst. Man Cybernet., Vol. 14, No. 4, pp.661-665, 1984.
5. J.N.Kapur, P.K.Sahoo and A.K.C.Wong, "A New Method for gray Level Picture Thresholding Using the Entropy of the Histogram," CVGIP., Vol. 29, pp. 273-285, 1985.
6. J.Kittler and J.Illingworth, "Minimum Error Thresholding," Pattern Recognition, Vol. 19, No. 1, pp. 41-47, 1986.
7. D.M.Tsai and Y.H.Chen, "A Fast Histogram-Clustering Approach for Multilevel Thresholding," Pattern Recognition Lett. 13, pp. 245-252, 1992.
8. N.Papamarkos and B.Gatos, "A New Approach for Multilevel Threshold Selection," Graphical Models Image Processing, Vol. 56, pp. 357-370, 1994.
9. L.K.Huang and M.J.Wang, "Image Thresholding by Minimizing the Measures of Fuzziness," Pattern Recognition, Vol. 28, No. 1, pp. 41-51, 1995.
10. R.C Gonzalez, Digital Image Processing, Addison-Wesley, 1993.
11. J.C.Bezdek, Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms, New York: Plenum, 1981.
12. T.J.Ross, Fuzzy Logic with Engineering Applications, McGraw-Hill, New York, 1995.