

# 플립 칩 BGA 최종 검사를 위한 최대퍼지엔트로피 기반의 다중임계값 선정 알고리즘

김경범<sup>#</sup>

## A Multiple Threshold Selection Algorithm Based on Maximum Fuzzy Entropy for the Final Inspection of Flip Chip BGA

Gyung Bum Kim<sup>#</sup>

### ABSTRACT

Quality control is essential to the final product in BGA-type PCB fabrication. So, many automatic vision systems have been developed to achieve speedy, low cost and high quality inspection. A multiple threshold selection algorithm is a very important technique for machine vision based inspection. In this paper, an inspected image is modeled by using fuzzy sets and then the parameters of specified membership functions are estimated to be in maximum fuzzy entropy with the probability of the fuzzy sets, using the exhausted search method. Fuzzy c-partitions with the estimated parameters are automatically generated, and then multiple thresholds are selected as the crossover points of the fuzzy sets that form the estimated fuzzy partitions. Several experiments related to flip chip BGA images show that the proposed algorithm outperforms previous ones using both entropy and variance, and also can be successfully applied to AVI systems.

**Key Words** : Crossover points(교차점), Fuzzy set(퍼지집합), Fuzzy c-partition(퍼지파티션), Maximum fuzzy entropy(최대퍼지엔트로피), Membership function(멤버쉽함수), Multiple threshold(다중임계값)

### 1. 서론

BGA(ball grid array)기판은 리드프레임 기판의 대안으로써, 핀 공간을 최대화하고 높은 신뢰성을 제공하여 통신, PC 등과 같은 응용분야에 널리 적용되고 있다. PC의 고기능화 및 소형화 추세에 적극적으로 대응하기 위해 Pentium IV 칩셋에 적용되는 고밀도 기판인 플립 칩(flip chip; FC) BGA는 25/25  $\mu\text{m}$ 의 회로선폭 수준까지 제품화되고 있다. 플립 칩 BGA를 제조하는데 있어, 품질관리는

필수적이다. 전기 검사나 육안검사는 생산라인에 반드시 요구되고 있으나, 육안검사는 저속, 고비용과 과도한 스크래치를 동반하고 일관된 품질관리를 하기 어렵다. 따라서, 이를 해결하기 위한 다양한 머신비전시스템(machine vision system)이 개발되어 왔다. 그 예로 AOI(automatic optical inspection), AVI(automatic vision inspection) 등이 있다.<sup>1</sup>

이러한 비전시스템에서 다중임계값 선정은 기본적인면서도 가장 중요한 기술으로써, 배경에서 물체를 추출하는 영상분할기법(image segmentation)이

<sup>\*</sup> 접수일:2003년 8월 4일 접수; 게재승인일:2004년 2월 20일  
<sup>#</sup> 교신저자, 국립충주대학교 기계설계학과  
Email kimgb@chungju.ac.kr Tel. (043) 841-5378

다. 이에 대한 다양한 알고리즘이 제시된 바 있는데, 그 가운데 대부분 밝기분포를 나타내는 히스토그램을 이용한 방법이 제안되었다.<sup>2,3</sup> 이것은 크게 매개변수식 방법과 비매개변수식 방법으로 분류될 수 있다. 매개변수식 접근법은 각 클래스의 밝기분포를 확률분포함수, 즉 가우시안분포로 가정함으로써 주어진 히스토그램이 최적으로 곡선맞춤(curve fitting)되는 분포의 변수를 추정하는 것이다. 결과적으로 고비용의 수행시간을 요하는 비선형 최적화 문제이다.<sup>4</sup>

비매개변수식 접근법은 분산<sup>5</sup>, 엔트로피<sup>6,7</sup>, 교차 엔트로피(cross entropy)<sup>8</sup> 등과 같은 기준에 따라 몇 개의 클래스로 분리하는 임계값을 선정하는 방법이다. 이것은 매개변수식 방법에 비해 구현이 용이하고 효율적이다. Otsu<sup>5</sup>가 제안한 클래스간분산(between-class variance) 방식은 응용분야에 상관없이 간단함과 성능의 일관성 때문에 가장 널리 적용되고 있지만, 클래스 사이의 분포가 아주 다를 때 임계값 선정에 문제점이 뒤따르게 된다. 또한, 클래스간분산과 엔트로피 방식은 물체 크기가 아주 작을 때 임계값 선정에 문제가 발생한다. 결국, 물체와 배경의 구분이 모호한 히스토그램 분포에서는 임계값 선정이 매우 어렵게 되며 또한, 영상처리를 하는데 있어 약간의 퍼지니스(fuzziness)가 포함되어 있다. 이것은 삼차원 물체가 이차원 영상으로 변화될 때의 정보 손실과 에지(edge), 영역, 경계선(boundary)에 대한 정의의 모호성(ambiguity)을 포함하고 있다. 이를 고려하기 위해 퍼지클러스터링(fuzzy clustering)을 이용한 방법이 제안된 적이 있지만, 확률분포함수(probability distribution function) 데이터가 너무 적어서 응용 영상에 따른 퍼지클러스터링 알고리즘 적용에 제한이 되는 문제점이 있다.<sup>9</sup>

본 연구에서는 검사 영상을 퍼지집합으로 모델링하고 이 퍼지집합의 확률을 이용하여 최대퍼지엔트로피가 되는 삼각형 멤버쉽함수(membership function)의 변수를 순차검색(exhausted search)을 통해 추정함으로써, 퍼지파티션을 생성하고 이 퍼지파티션(fuzzy partition)의 교차점(crossover points)을 다중임계값으로 선정하는 알고리즘을 제안하고자 한다. 퍼지집합확률은 삼각형 멤버쉽함수와 히스토그램을 이용한 확률밀도함수(probability density function)로부터 계산되는데, 클래스수의 수는 미리 아는 것으로 가정한다. 제안된

다중임계값 선정법의 검증은 플립 칩 BGA 영상을 통해 수행하였다.

## 2. 최대퍼지엔트로피 기반 다중임계값 선정

### 2.1 영상 모델링

퍼지집합의 정의에 기반하여 검사 영상은 확률 공간에 의해 모델링되는 퍼지이벤트(fuzzy event)로 간주될 수 있다. 영상  $IM$  은  $r_0$  부터  $r_{L-1}$  까지  $L$  개의 밝기값을 가지며 이것은  $IM = \{\Omega, k, P\}$  로 모델링 할 수 있다. 여기서,  $\Omega$  는 밝기값의 집합인  $\{r_0, \dots, r_{L-1}\}$  이고  $k$  는 영상의 양자화 분해능(quantization resolution)에 따라 범위가 달라지게 되는 밝기 변수를 의미한다.  $P$  는 퍼지집합의 확률을 나타내고 이것은 본 연구에서 초점을 둔 최대 퍼지엔트로피를 계산하기 위해 이용된다.

퍼지집합의 확률은 히스토그램으로부터 도출되는 확률밀도함수와 멤버쉽함수를 이용하여 구해지는데, 밝기분포인 히스토그램은  $h_k$  로 다음과 같이 정의된다.

$$h_k = \sum_{\forall IM=k} IM, \quad k \in [0, L-1] \quad (1)$$

확률밀도함수(probability density function)  $\Pr(k)$  는 검사 영상에서 각 밝기값의 빈도수를 나타내고 식 (2)와 같이 정의된다.

$$\Pr(k) = \frac{h_k}{N}, \quad N: \text{Total pixel number of an image} \quad (2)$$

퍼지집합인 영상  $IM$  의 멤버쉽함수  $\mu_l(r_k)$  는 밝기값  $r_k$  가 얼마나 밝은지 어두운지의 정도를 나타낸다. 퍼지집합의 기호를 사용할 경우, 영상은 다음식과 같이 된다. 여기서 '+'는 합집합을 의미한다.

$$IM = \frac{\mu_l(r_0)}{r_0} + \frac{\mu_l(r_1)}{r_1} + \dots + \frac{\mu_l(r_k)}{r_k} = \sum_{r_k \in \Omega} \frac{\mu_l(r_k)}{r_k} \quad (3)$$

이러한 퍼지집합의 확률은 식 (4)와 같이 멤버쉽함수와 확률밀도함수를 이용하여 정의할 수 있다.

$$P(IM) = \sum_{k=0}^{L-1} \mu_l(r_k) \Pr(r_k) \quad (4)$$

### 2.2 퍼지 파티션

식 (4)의 멤버쉽함수  $\mu_l(r_k)$  는 영상의 밝기값이

특정 클래스에 속하는 정도를 나타낸다. 이를 규정하기 위해서는 파티션행렬이 필요하다. 하드파티션(hard partition)은 아래식과 같이 멤버쉽값(membership value)이 0 과 1로 구성된다.

$$M_c = \left\{ U \in V_{cl} \mid \mu_{ik} \in \{0,1\}; \sum_{i=1}^c \mu_{ik} = 1 \forall k; 0 < \sum_{k=1}^L \mu_{ik} < L \forall i \right\} \quad (5)$$

각 밝기값에 대한 멤버쉽값이 0 과 1 만으로 구성된다는 것은 비전시스템에서는 매우 어려운 조건에 해당된다. 왜냐하면, 비전시스템에서 응용되는 영상을 취득할 경우, 광학계와 조명계가 이상적으로 설계 및 구현되어야만 한다. 그러나 대상물체의 재질과 반사특성, 카메라의 위치, 조명 광원의 특성 등과 같은 환경 특성으로 인해 물체와 배경이 구분되는 경계선이 명확하지 않게 되는 문제점이 있다. 따라서, 식 (6)으로 정의되는 퍼지파티션에서 밝기값에 대한 멤버쉽값이 0 에서 1 사이에서 존재하는 임의의 값으로 설정됨으로써 이에 대한 문제점을 해결할 수 있다.

$$M_{fc} = \left\{ U \in V_{cl} \mid \mu_{ik} \in [0,1]; 0 < \sum_{i=1}^c \mu_{ik} < c \forall k; 0 < \sum_{k=0}^{L-1} \mu_{ik} < L \forall i \right\} \quad (6)$$

여기서,  $c$  는 클래스의 수,  $V_{cl}$  은  $c \times L$  의 행렬의 집합을 나타낸다. 식 (5)와 (6)의 주요한 차이점은 특정한 밝기값이 각 클래스 안에 부분적으로라도 속할 수 있는지의 여부이다.

### 2.3 삼각형 멤버쉽함수

본 연구에서는 식 (6)의 퍼지파티션 행렬을 생성하기 위해 식 (7)과 같은 삼각형 멤버쉽함수를 정의한다. 우선, 영상  $IM$  은 256 의 밝기범위를 즉,  $\Omega = \{0,1,\dots,255\}$  이고 클래스수의 수가 3 개인 3 치화(three-level thresholding)를 수행하는 것으로 한다.

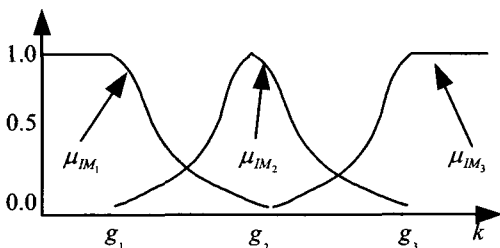


Fig. 1 Membership functions with 3 fuzzy partitions

$$\mu_{IM_1}(k) = \begin{cases} 1, & k \leq g_1 \\ \frac{1}{1 + \left| \frac{k-g_1}{D} \right|^s}, & g_1 < k < g_2 \\ 0, & k \geq g_2 \end{cases}$$

$$\mu_{IM_2}(k) = \begin{cases} 0, & k \leq g_1 \\ \frac{1}{1 + \left| \frac{k-g_2}{D} \right|^s}, & g_1 < k < g_3 \\ 0, & k \geq g_3 \end{cases} \quad (7)$$

$$\mu_{IM_3}(k) = \begin{cases} 0, & k \leq g_2 \\ \frac{1}{1 + \left| \frac{k-g_3}{D} \right|^s}, & g_2 < k < g_3 \\ 1, & k \geq g_3 \end{cases}$$

여기서,  $g = \{g_1, g_2, g_3\}$ ,  $s$  는 멤버쉽함수의 형태를 결정하는 변수이고  $D$  는 최대 밝기차인 상수이다.

Fig. 1 은  $\Omega$  를 세 개의 퍼지집합으로 나타내고 있고, 식 (7)의 변수  $s$  가 고차일 경우 일반적으로 나타낸 그림이다.  $\mu_{IM_1}$  은 어두운 화소의 클래스,  $\mu_{IM_2}$  은 중간 밝기 화소의 클래스이고  $\mu_{IM_3}$  는 밝은 화소의 클래스를 나타낸다.  $\mu_{IM_1}$  에서  $g_1$  보다 작은 경우, 1 의 멤버쉽값을 가지며, 이것은 완전하게 어두운 화소, 즉 배경임을 의미한다. 마찬가지로,  $\mu_{IM_3}$  의 경우  $g_3$  보다 큰 경우 완전하게 밝은 화소임을 의미한다. 예를 들어,  $\mu_{IM_2}$  퍼지집합에서 0.6 의 멤버쉽값일 경우, 0.4 의 멤버쉽값은  $\mu_{IM_1}$  또는  $\mu_{IM_3}$  의 집합에 속함을 알 수 있다.

본 연구에서는 이러한 삼각형 멤버쉽함수의 위치와 형태를 자동적으로 결정하기위한 방법을 모색하고자 한다. 이를 위해 최대퍼지엔트로피를 도입한다.

### 2.4 최대퍼지엔트로피

정보의 기본적인 전제에는 정보의 발생이 확률적 절차(probabilistic process)로 정식화될 수 있는 것이다. 따라서, 확률  $P(IM)$  을 갖고 발생하는 퍼지이벤트  $IM$  에는 자기정보(self-information)를 포함하고 있다. 이것은 식 (8)과 같이 나타낼 수 있다.

$$I(IM) = \log \frac{1}{P(IM)} = -\log P(IM) \quad (8)$$

여기서, 확률  $P(IM)$  이 1 이면 자기정보의 양은 0 이다. 이것은 영상, 즉 퍼지이벤트와 연관된 불확실성(uncertainty)이 없다는 것을 의미한다. 즉, 퍼지이벤트의 발생을 전달하는 정보가 없다는 것이다. 그러나  $P(IM)$  이 0.99 의 경우, 퍼지이벤트의 발생은 약간의 정보 전달을 의미한다. 식 (8)의 자기정보로부터의 퍼지파티션의 불확실성 또는 엔트로피는 식 (4)의 퍼지집합의 확률을 이용하여 식 (9)와 같이 정의 할 수 있다.

$$H(U) = -\sum_{i=1}^c P(IM_i) \log P(IM_i) \quad (9)$$

이 엔트로피가 커짐에 따라 경계가 모호한 영상, 즉 퍼지이벤트와 밀접하게 연관된다. 결국, 식 (9)의 각 퍼지파티션에 해당하는 퍼지이벤트가 동일하게 일어날 가능성이 있다면, 최대의 엔트로피가 된다. 여기서, 중요한 문제는 더 좋은 결과를 주는 다른 파티션이 존재할 수 있다는 것이다.

따라서, 본 연구에서는 자동적으로 퍼지파티션을 구하여 최적으로 영상을 분할할 수 있는 방법을 모색하고자 하였다. 이를 위한 기준으로써 다음식과 같은 최대퍼지엔트로피를 적용하고 순차적 검색을 이용한 삼각형 멤버쉽함수의 변수  $\hat{g}$  를 추정함 다음, 다중임계값  $Th_i$  을 선정하고자 한다.

$$\hat{g} = \arg \max_g H(U) \quad (10)$$

$$Th_i = \frac{\hat{g}_i + \hat{g}_{i+1}}{2}, \quad i \in [1, c-1]$$

다중임계값은 추정된 퍼지파티션에서 각 클래스의 교차점으로 선정하였다. 교차점은 식 (10)과 같이 추정된 변수값의 평균값으로 결정하였다. 위에서 서술한 다중임계값 선정 알고리즘에 대한 전체 순서도는 Fig. 2 와 같다.

### 3. 실험

Fig. 3(a)는 플립 칩 BGA 1 영상을 보인 것이다. 플립 칩 BGA 는 제조 공법에 따라 각기 다른 색감과 반사 형태를 보인다. 따라서, 검사시스템을 구현하기 위해서 가장 우선시 되어야 하는 것이 조명설계법이다. 최적의 조명법은 패드, 패턴 그리고 배경을 뚜렷하게 구분하는데 결정적 역할을 한다. 또한, 영상처리를 단순화시켜 실시간 머신비전 시스템을 구현할 수 있게 한다. Fig. 3(b)는 플립 칩 BGA 1 영상에 대한 히스토그램을 보인 것이다. 패드는 255 의 밝기값으로 가장 많은 부분을 차지하고 있으며 이 패드 부분의 결함검사와 패드와 패턴의 편심도 검사가 매우 중요한 공정중의 하나라고 할 수 있다. 패턴과 배경은 대략 64 에서 105 까지 쌍봉(bimodal)형태의 분포를 보이고 있다. 따라서, 패턴은 쌍봉 분포의 오른쪽 부분을, 배경은 왼쪽 부분의 밝기값을 가지고 있음을 알 수 있다.

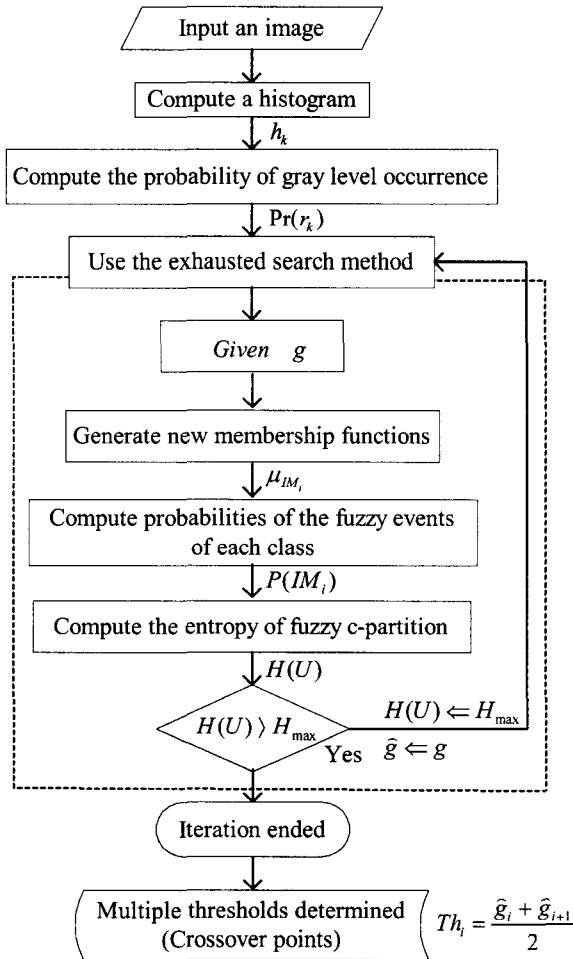
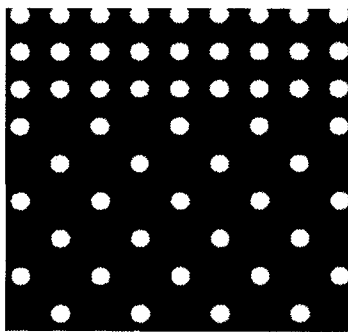
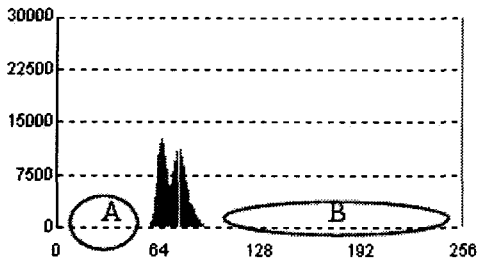


Fig. 2 Flowchart for a multiple thresholding algorithm

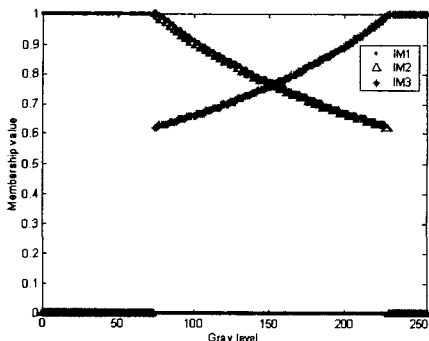
Fig. 3(c)는 히스토그램을 이용하여 확률밀도함수를 생성하고 순차적으로 검색하여 퍼지파티션의 엔트로피가 최대가 되는 각 클래스의 멤버쉽함수를 보인 것이다. 다중임계값 선정은 Table 1의 추정된 변수를 이용하여 식 (10)에 의해 평균값으로 결정하였다. Table 2의 추정된 다중임계값을 적용한 영상은 Fig. 4(d)와 같다. 자세히 살펴보면 패드, 패턴과 배경이 뚜렷하게 구분됨을 알 수 있고, 이를 검증하기 위해 직관적으로 다중임계값을 적용한



(a) Original image of FC BGA 1

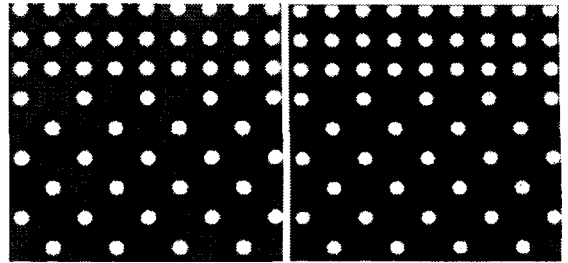


(b) Histogram for FC BGA 1



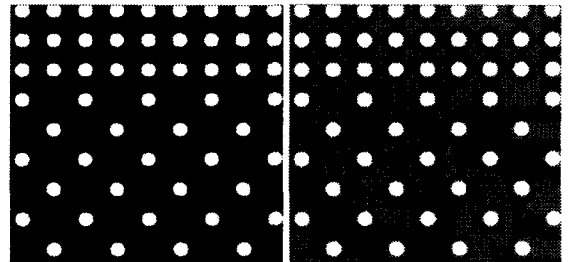
(c) Computed 3 fuzzy partitions

Fig. 3 Multiple threshold selection process for FC BGA 1



(a) Manual setting

(b) Otsu



(c) Kapur

(d) Proposed

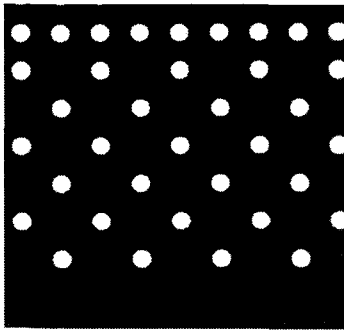
Fig. 4 Multiple thresholding results for FC BGA 1

Fig. 4(a)와 비교를 해보면 보다 확실하게 알 수 있다. Fig. 4(a)는 히스토그램을 이용하여 직관적으로 다중임계값을 적용한 영상인데, 이것은 일반적으로 특징을 뚜렷하게 구분할 수 있어야 하고, 제품의 설계값과 어느 정도 일치하도록 다중임계값을 선정해야 한다. 그 이유는 확장(dilation) 또는 축소(erosion)와 같은 후처리를 통해 패드 및 패턴의 특징을 복원해야 하는 문제점이 따르게 된다는 점이다.

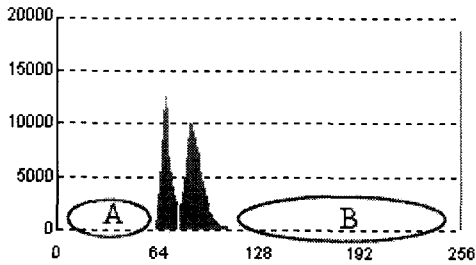
Fig. 4(b)의 Otsu 방법은 Fig. 3(b)에서 쌍봉 분포를 하나의 클래스로 간주하고 'B' 영역을 하나의 클래스 그리고 패드에 대한 부분을 하나의 클래스로 결정함으로써 배경과 패턴에 대한 부분을 구분하지 못하였다. 결국, 클래스의 분포가 크게 다르고 전체적으로 분포가 있는 영상에서는 적절한 다중임계값을 선정하지 못하는 단점이 있다. 엔트로피를 이용한 Fig. 4(c)의 Kapur 방법 또한 Otsu 방법과 동일한 현상을 보이고 있다.

Fig. 5(a)는 다른 조건에서 취득한 플립 칩 BGA 2 영상이고 Fig. 5(b)는 이 영상에 대한 히스토그램을 보인 것이다. Fig. 3(b)와 동일한 분포처럼 보이고 있으나 이 분포와는 달리 'A'와 'B'의 밝기값에 대한 분포 데이터가 거의 없다는 것이다. 이와

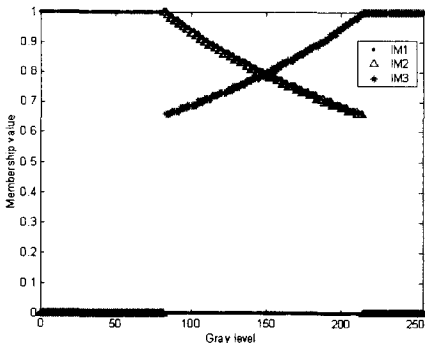
같이 각 클래스의 분포가 뚜렷하게 구별될 경우에는 Otsu 의 방법 또한 다중 임계값을 최적으로 선정함을 Fig. 6(b)를 통해 확인할 수 있다. 이에 반해, Fig. 6(c)에서의 엔트로피를 이용한 Kapur 방법은 플립 칩 BGA 1 영상에 대한 결과와 마찬가지로 쌍봉분포의 형태를 배경으로 결정하였고 Fig. 5(b)의 'B' 영역에 대한 밝기값을 패턴, 그리고 224 보다 큰 밝기값을 갖는 경우에는 패드로 영역 분할하였다. 결국, 배경과 패턴이 하나의 특징으로 오인되어 분할됨을 알 수 있다.



(a) Original image of FC BGA 2



(b) Histogram for FC BGA 2



(c) Computed 3 fuzzy partitions

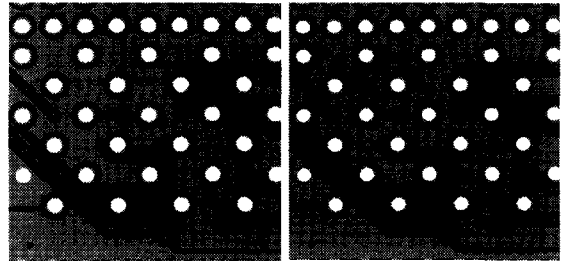
Fig. 5 Multiple threshold selection process for FC BGA 2

Table 1 Estimated parameters of 3 fuzzy partitions

Image	Parameters
FC BGA 1	$\hat{g} = \{73, 74, 230\}$
FC BGA 2	$\hat{g} = \{81, 82, 215\}$
FC BGA 3	$\hat{g} = \{75, 76, 140\}$

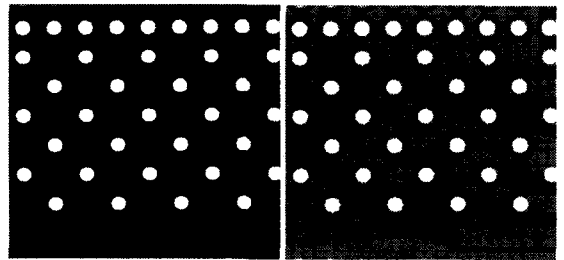
Table 2 Computed multiple thresholds for each image

Method \ Image	Otsu	Kapur	Proposed	Manual setting
FC BGA 1	84 254	102 217	73 152	71, 145
FC BGA 2	79 254	122 224	81 148	77 155
FC BGA 3	85 254	57 83	75 108	73 122



(a) Manual setting

(b) Otsu



(c) Kapur

(d) Proposed

Fig. 6 Multiple thresholding results for FC BGA 2

따라서, 본 연구에서 제안하는 다중임계값 선정알고리즘은 Fig. 3(b)와 같이 각 특징들의 히스토그램 분포가 전체적으로 넓게 퍼져 있어 경계가 모호한 영상뿐만 아니라, Fig. 5(b)와 같이 특징들의 구분이 확실한 히스토그램 분포를 갖는 경우에서

도 최대퍼지엔트로피가 되는 퍼지파티션을 Fig. 5(c)와 같이 자동 생성함으로써, 다중임계값을 최적으로 선정하였다. 이 다중임계값 선정법으로부터 도출된 3 치화 영상 Fig. 6(d)를 Fig. 6(a)와 비교해 보면, 패턴부에서 배경으로 잘못 인식되는 영역이 있음을 알 수 있다.

Fig. 7(a)는 제안된 알고리즘의 검증을 위해 또 다른 플립 칩 BGA 3 영상이다. Fig. 7(b)는 히스토그램 분포인데 Fig. 3(b)와 같이 전체적으로 히스토그램 분포가 퍼져 있는 경계가 뚜렷하지 않는 분포이다. 이 분포로부터 최대퍼지엔트로피가 되는

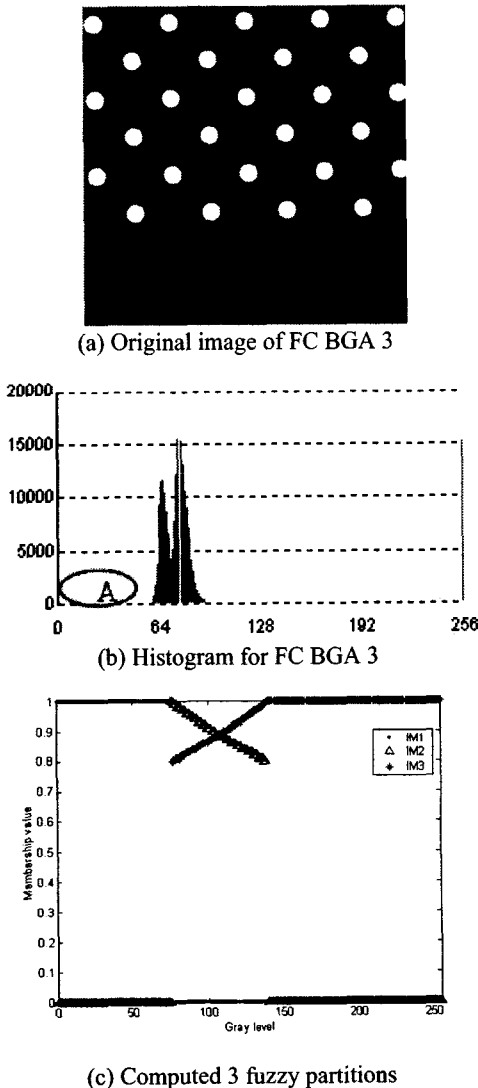


Fig. 7 Multiple threshold selection process for FC BGA 3

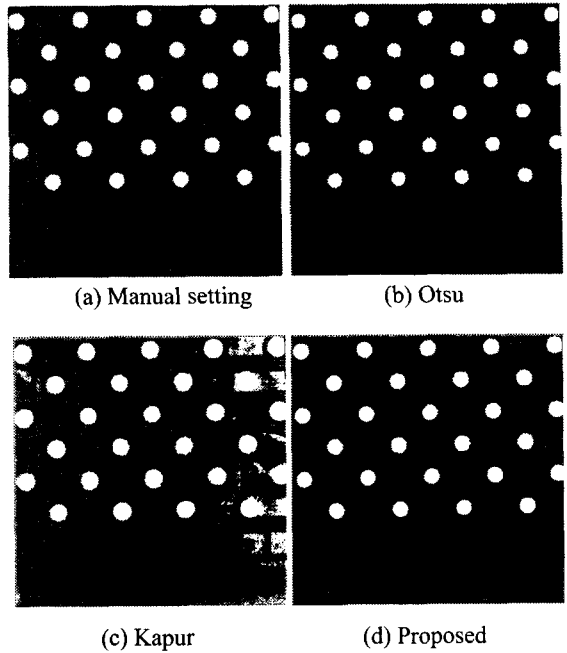


Fig. 8 Multiple thresholding results for FC BGA 3

퍼지 파티션은 Fig. 7(c)와 같이 생성되었고 추정된 퍼지파티션 변수는 Table 1 에 있다. 이 파티션 변수를 이용하여 계산된 다중임계값은 Table 2 에 있고 이를 적용한 3 치화 영상은 Fig. 8 에 나타내었다. Fig. 8(b)에서의 Otsu 방법은 Fig. 7(b)의 'A' 영역과 쌍봉분포를 나타내는 배경과 패턴을 하나의 클래스로 인식함을 알 수 있다. Kapur 방법은 Fig. 7(b)의 'A' 영역의 분포가 상대적으로 높아 'A' 영역의 밝기값을 배경, 쌍봉 분포를 패턴 그리고 나머지 영역을 패드 영역 분할하였다. 결국, 각 특징을 뚜렷하게 구분하지 못함을 Fig. 8(c)를 통해 알 수 있다.

Fig. 8(d)에서 보는 바와 같이, 제안된 알고리즘은 제시된 플립 칩 BGA 3 영상에 대해 Table 2 의 다중임계값을 적용한 결과 기존 시스템에서 널리 적용되고 있는 방법보다 특징을 좀 더 뚜렷하게 분할함을 알 수 있다. 또한, 제안된 방법에서 결정된 다중임계값은 Table 2 를 참조해 볼 경우, 직관적으로 선정된 다중임계값에 상대적으로 더 근접함을 알 수 있다. 영상의 각 특징을 보다 더 세밀하고 뚜렷하게 분할할 수 있어 영상 후처리가 필요하지 않고 설계값에 가까운 3 치화 영상을 얻을 수 있었다.

Table 3 Measured diameters of pad patterns for each image(unit: pixel)

Method Image	Otsu	Kapur	Proposed	Manual setting
FC BGA 1 (Row: 60)	35	30	38	38
FC BGA 2 (Row: 100)	37	30	37	38
FC BGA 3 (Row: 88)	32	33	37	38

제안된 방법의 우수성은 이미 서술된 정성적인 성능 비교 뿐만 아니라 패턴의 직경을 화소(pixel) 단위로 측정된 Table 3 의 정량적 비교를 통해 입증하였다. Table 3 은 각 영상에서 가로 방향으로 첫 번째, 세로방향으로 두 번째에 위치하고 있는 패드 패턴의 직경을 측정된 것이다. 여기서, 측정된 직경의 위치는 각각 60, 100, 88 행이다. 수동 설정을 최종 검사시 마스터 설정으로 가정할 경우, 제안된 방법은 제품의 특징인 직경을 그대로 유지하고 있음을 알 수 있다. 이에 반해, Kapur 방법에서는 패드 패턴이 없어져 직경이 매우 작아 졌고 Otsu 방법 또한 마스터 설정보다 다소 직경이 감소하였음을 Fig. 4,6,8 과 Table 3 을 통해 알 수 있다.

기존 방법과의 비교를 통한 이상의 실험결과는 제안된 다중임계값 선정 알고리즘의 우수성을 입증하였다.

#### 4. 결론

본 연구에서는 전자통신부품, PC 등의 고기능화 및 소형화 추세에 대응하고자 플립 칩 BGA 최종 검사를 위한 최대퍼지엔트로피 기반의 다중임계값 선정 알고리즘을 제안하였다.

플립 칩 BGA 검사 영상을 퍼지집합으로 모델링하고 이 퍼지집합의 확률은 미리 규정된 삼각형 멤버쉽함수와 히스토그램으로부터 유도된 확률 밀도함수를 이용하여 계산하였다. 이 퍼지집합의 확률을 이용하여 최대퍼지엔트로피가 되는 삼각형 멤버쉽함수의 변수를 순차검색을 통해 추정함으로써, 퍼지파티션을 자동적으로 생성하고 이 퍼지파티션의 교차점을 다중임계값으로 선정하였다. 클

래수의 수는 미리 아는 것으로 가정하였다. 플립 칩 BGA 영상을 통한 실험 결과는 제안된 다중임계값 선정 알고리즘의 효용성을 보여 주었고 또한, 제안된 다중임계값 선정법은 비전을 이용한 검사 시스템에 응용이 가능하리라 생각된다.

향후, 클래스의 수가 많은 다변수일 경우, 순차적 검색이 아닌, 시간을 감소시킬 수 있는 해결 방안을 보완해야 할 것으로 사료된다.

#### 참고문헌

1. Lin, C. S. and Lue, L. W., "An Image System for Fast Positioning and Accuracy Inspection of Ball Grid Array Boards," Microelectronics Reliability, Vol. 41, pp. 119-128, 2001.
2. Sahoo, P. K., Soltani, S. and Wong, A. K. C., "A Survey of Thresholding Techniques," Computer Vision Graphics Image Processing, Vol. 41, pp. 233-260, 1988.
3. Glasbey, C. A., "An Analysis of Histogram-Based Thresholding Algorithm," CVGIP: Graphical Models and Image Processing, Vol. 55, pp. 532-537, 1993.
4. Synder, W., "Optimal Thresholding - A New Approach," Pattern Recognition Letters, Vol. 11, pp. 803-810, 1990.
5. Ostu, N., "A Threshold Selection Method for Gray-level Histogram," IEEE Transactions on System Man Cybernetics, Vol. 9, pp. 62-66, 1979.
6. Pun, T., "Entropic Thresholding: A New Approach," Computer Vision Graphics and Image Processing, Vol. 16, pp. 210-239, 1981.
7. Kapur, J. N., Sahoo, P. K. and Wong, A. K. C., "A New Method for gray Level Picture Thresholding Using the Entropy of the Histogram," Computer Vision Graphics and Image Processing, Vol. 29, pp. 273-285, 1985.
8. Li, C. H. and Lee, C. K., "Minimum Cross Entropy Thresholding," Pattern Recognition, Vol. 26, pp. 617-625, 1993.
9. Kim, G. B. and Chung, S. C., "Selection Method of Multiple Threshold Based on Probability Distribution Function Using Fuzzy Clustering," Korean Society of Precision Engineering, Vol. 16, No. 5, pp. 48-57, 1999.