

QFN 패키지의 Resin Bleed와 Melting 검출 알고리즘

Algorithm for Segmenting Resin Bleed and Melting on the Surface of QFN Packages

왕명걸, 박덕천, 주효남*, 김준식
(Mingjie Wang, Duckchun Park, Hyonam Joo, and Joon-Seek Kim)

Abstract: There are many different types of surface defects on semiconductor Integrated Chips (IC's) caused by various factors during manufacturing process, such as Scratch, Flash, Resin bleed, and Melting. These defects must be detected and classified by an inspection system for productivity improvement and effective process control. Among defects, in particular, Resin bleed and Melting are the most difficult ones to classify accurately. The brightness value and the shape of Resin bleed and Melting defects are so similar that normally it is difficult to classify the Resin bleed and Melting. In this paper, we propose a segmenting method and a set of features for detecting and classifying the Resin bleed and Melting defects.

Keywords: QFN, QFN package, inspection, resin bleed, melting, lead frame, segmentation, classifying

I. 서론

반도체 소자의 소형화 지향은 휴대형 제품에 응용되는 반도체 소자에서 두드러지며 끝이 보이지 않을 정도로 경쟁이 치열하다. 최근 각광을 받고 있는 돌출 타입의 lead frame이 없는 패키지로는 대표적으로 QFN이란 칩이 있다[1]. 이러한 패키지들은 크기가 작고, 그림 1과 같이 lead frame이 PCB 상에서 차지하는 면적이 약 50% 가까이 축소되고 생산 비용 또한 기존의 소형 패키지와 유사하여 많은 주목을 받고 있다. 이러한 패키지들은 여러 장점들이 있지만, 크기가 작아지고 기존의 반도체 소자들과는 형태가 달라 이에 맞는 검사 기술이 필요하다.

QFN 패키지의 외관에 나타나는 결함들에는 여러 종류가 있다. 그림 2에서 보는 것과 같이 scratch, flash, crack, chip out, resin bleed, melting 등이 대표적이다.

그림 2와 같이 QFN 패키지의 lead frame 표면에 나타나는 결함의 특성이 매우 다양하기 때문에 결함 검출이 어렵다.

Resin bleed와 melting 결함의 발생원인의 특징을 보면 Resin bleed 결함은 lead frame이 산화되어 색이 변한 상태를 말하며 대부분 그림 2(d)와 같이 lead frame에 넓게 분포한다. 그리고, Melting 결함은 sawing 과정 시 절단하는 고속 고압의 물과 QFN 패키지 면과의 마찰에 의해 패키지가 열에 녹아 그대로 굳어버린 상태를 말하며 QFN 패키지 절단면에 생기기 때문에 그림 2(e)와 같이 QFN 패키지의 절단면과 맞닿은 lead frame 끝부분에 분포하게 된다. 이와 같은 결함의 물리적 특성 사양은 표 1과 같다.

본 논문에서는 검사 기준이 분명하지 않던 QFN 패키지 표면의 lead frame의 검사 ROI (LF-ROI)를 정확히 추출하는 방법과 lead frame 영역에서 나타나는 resin bleed와 melting 결

함을 검출하는 방법을 제안한다.

이를 위하여 QFN 패키지의 dimension ROI를 선정하여 LF-ROI를 선정하고 ROI내의 lead frame을 segmentation 한 후 결함분류를 위한 feature를 추출한다. QFN 패키지의 dimension ROI 및 LF-ROI 선정은 morphology operation과 least squares regression line을 이용한 강인한 알고리즘을 제안하고 QFN 패키지 표면배경과 미세한 명암값의 차이를 갖는 lead frame

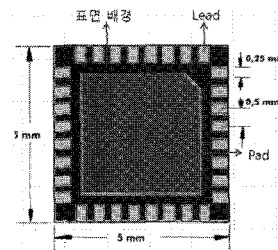


그림 1. QFN 패키지 설계도면.
Fig. 1. Designed print of QFN package.

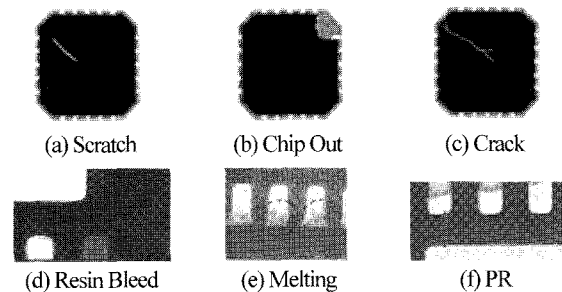


그림 2. QFN package 표면의 대표적인 결함.
Fig. 2. Common defects on QFN package surface.

표 1. Resin bleed와 melting 결함의 특성.
Table 1. Characteristic of resin bleed and melting.

	위치	크기	명암값
Resin bleed	Inner of lead frame	> 10% area of lead	65 ± 6
Melting	Bottom of lead frame	< 25% area of lead	25 ± 6

* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수: 2009. 5. 15., 채택확정: 2009. 6. 15.

왕명걸, 박덕천, 주효남: 호서대학교 디지털디스플레이공학과

(wangmingjie@nate.com/luxferre77@naver.com/hnjoo@hoseo.edu)

김준식: 호서대학교 전자공학과(joonskim@hoseo.edu)

※ 본 연구는 교육과학기술부와 한국산업기술재단의 지역혁신 인력양성 사업으로 수행된 연구 결과임.

edge 영역을 segmentation 하기 위해 Edge Information based thresholding 방법과 morphological opening을 이용한 알고리즘을 제안한다. 결함 분류를 위해서는 LF-ROI 를 여러 개의 sub-block으로 나눈 후 각 sub-block의 feature를 계산하는 방식을 제안한다.

II. Lead frame 검사 ROI(LF-ROI) 설정 방법

일반적인 전 영역을 검사 하는 방법을 사용하면 처리 양이 많아 시간이 느려지고 lead frame면의 다양한 명암값 때문에 segmentation이 어려워지는 단점이 있다.

본 논문에서는 segmentation 및 검사속도의 효율을 높이기 위한 방법으로 QFN 패키지의 dimension을 구하고 그림 1의 QFN 패키지 설계도면을 통하여 각 LF-ROI를 선정한다. 이때 QFN 패키지의 rotation 되었을 경우는 다른 알고리즘에 의해 교정되어 있다고 가정한다.

LF-ROI 선정 알고리즘의 단계는 다음과 같으며 아래의 각 절에서 설명한다.

- Step 1: QFN 패키지와 배경 분리.
- Step 2: Dimension 추출을 위한 용의한 영상 형성.
- Step 3: QFN 패키지의 외곽선 추출.
- Step 4: 외곽선의 직선의 방정식 추출 및 꼭지점 계산.
- Step 5: LF-ROI 선정.

1. QFN 패키지와 배경 분리

광학계에서 취득한 영상(그림 3(a))의 히스토그램(그림 3(c))을 보면 QFN 패키지의 표면배경은 영상내에서 가장 낮은 명암값을 가지며 lead frame면은 가장 높은 명암값을 갖는다. 이는 삼봉형의 특징이기 때문에 Multi Otsu[2,3]의 이진화 방법을 이용하여 히스토그램의 첫 번째 계곡점을 찾아 그때의 histogram의 명암값을 threshold값으로 이진화 시킨다. 그 결과 그림 3(b)와 같이 QFN 패키지와 배경을 분리할 수 있다.

QFN 패키지의 몰딩된 부분은 그림 3(c)의 histogram에서 가장 어두운 화소값을 갖는 쪽으로 표시되어 있는 첫 번째 계곡점이 배경과 pad를 구분하기에 적당하다. 계산된 threshold 값에

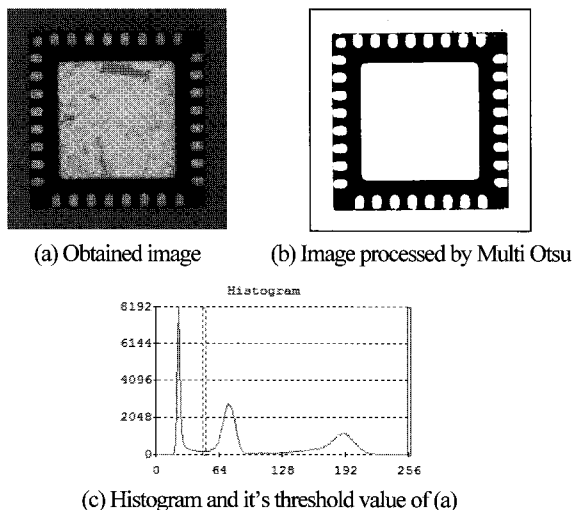


그림 3. 특영상의 histogram과 threshold 결과영상.
Fig. 3. Histogram of obtained image and result image of thresholding.

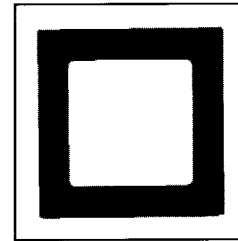


그림 4. Dimension 추출을 위한 영상.
Fig. 4. Processed image for dimension extraction.

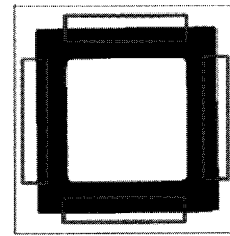


그림 5. 외곽선 추출 ROI.
Fig. 5. Extraction of outline ROI.

따라 면적의 변화가 약간 생길 수 있으나 다음 절의 2.2의 morphological 알고리즘에 의해 모양 변화 영향을 없앨 수 있다.

2. Dimension 추출을 위한 용의한 영상 형성

Multi Otsu의 이진화 기법을 이용하여 전체 영상에서 QFN 패키지 영역을 분리한 후 dimension 추출을 위해 step 4에서 QFN 패키지 외곽선의 직선의 방정식을 구해야 한다. 이때 그림 3(b)와 같이 대부분 취득영상의 이진화 영상에서는 직선의 방정식에 오차를 유발하게 하는 요인이 두 가지가 존재한다. 하나는 노이즈이며 또 다른 하나는 우리가 얻고자 하는 QFN 패키지 외곽선과 lead frame면이 부분적으로 붙어있는 lead frame이 있기 때문이다. 이와 같은 상황에서 발생할 수 있는 오차를 줄이기 위해 노이즈와 lead frame보다 조금 큰 크기의 21 x 21 structuring element로 morphological opening과 closing 하여 외곽선 추출에 필요 없는 부분을 모두 제거한다. 그 결과 그림 4와 같이 lead frame과 spot type의 노이즈가 제거되었고 QFN 패키지의 외곽선이 직선화 된 것을 볼 수 있다.

3. QFN 패키지의 외곽선 추출

그림 4의 QFN 패키지 pad면의 무게 중심점을 기준으로 그림 1의 QFN 패키지 설계도면에 명시된 외곽선의 상대적 위치를 계산하여 직선의 방정식을 구하기 위한 ROI를 선정한다. 선정된 ROI 영상은 그림 5에서와 같이 QFN 패키지의 외곽선을 포함할 수 있도록 정확하게 선정된 것을 볼 수 있다. Canny edge extraction 방법[4]을 이용하여 QFN 패키지의 외곽선 추출할 수 있다.

4. 외곽선의 직선의 방정식 추출 및 꼭지점 계산

Step 3에서 그림 5와 같이 직선의 방정식을 구하기 위해 선정된 ROI 영역에서 Least Squares Regression Line 알고리즘[5]을 이용하여 각 ROI 내부의 QFN 패키지 윤곽선의 직선의 방정식을 구해낸다. 이와 같이 구한 4개의 직선의 방정식에서 두 직선이 만나는 4개의 교점을 구하면 QFN 패키지의 각 모서리의 꼭지점이 된다. 그 결과 그림 6과 같이 QFN 패키

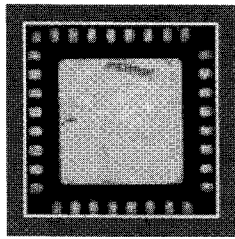


그림 6. QFN 패키지 dimension ROI.
Fig. 6. Dimension ROI of QFN package.

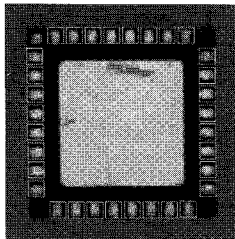


그림 7. LF-ROI가 선정된 영상.
Fig. 7. LF-ROI selected image.

지의 dimension ROI가 전체 외곽선을 정확하게 ROI로 선정할 것을 볼 수 있다.

5. LF-ROI 선정

그림 1의 QFN 패키지의 설계도면을 통해 QFN 패키지의 dimension ROI와 각 lead frame의 상대적 중심을 계산하고 이를 기준으로 설계도면의 lead frame 크기보다 조금 큰 24 x 24pixel 크기로 LF-ROI를 선정한다. 그림 7을 보듯이 LF-ROI가 각 lead frame을 하나씩 포함하고 있는 것을 볼 수 있다.

III. Defects segmentation

각 LF-ROI 영역에서 edge information based thresholding 방법 [6] 및 morphology operation을 이용하여 결함 분류 및 결함 후보 LF-ROI를 선정한다.

결함의 segmentation 알고리즘의 단계는 다음과 같으며 아래의 각 절에서 설명한다.

- Step 1: LF-ROI의 1차 segmentation.
- Step 2: Edge성분을 제거한 2차 segmentation.
- Step 3: 상실된 영상 확인 및 복원.

1. LF-ROI의 1차 segmentation

Thresholding을 할 때 영상의 histogram의 피크가 크고 좁으며, 대칭적인 깊은 골에 의하여 배경과 물체가 분리되어 있으면 임계값 선정이 쉬워 질 것이다. 하지만 그림 8(a), (b)와 같이 QFN 패키지 표면배경과 lead frame edge 영역의 명암값 차이가 미세한 histogram에서는 명백한 threshold 값을 얻어내기 어렵다.

이를 개선하기 위한 방법으로 물체와 배경 사이의 경계 또는 그 근처에 있는 명암 값을 만을 고려하는 방법으로 배경과 물체의 크기에 의존성이 낮은 edge information based thresholding 방법을 사용 하였다.

보통 자동으로 threshold 값을 구하는 알고리즘의 경우 영상 전체 histogram의 명암분포가 봉우리형태로 구분되는 값을 얻어낸다. 이와 같이 명암분포가 상대적으로 낮은 영역은

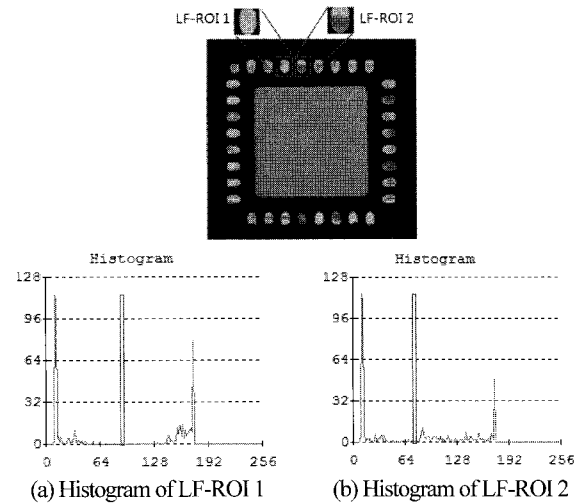


그림 8. LF-ROI내 ROI 1과 ROI 2영상의 histogram.
Fig. 8. Histogram of ROI 1, ROI 2 image in LF-ROI.

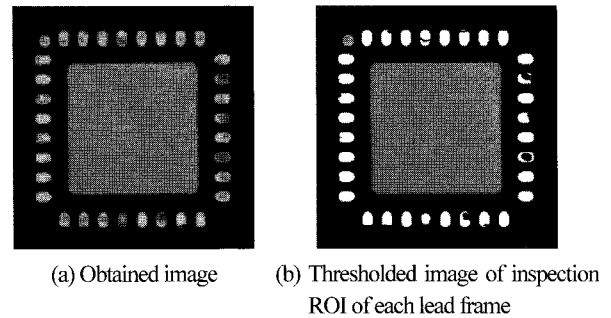


그림 9. Edge information based thresholding 결과.
Fig. 9. Result of edge information based thresholding.

누락되는 단점이 있다.

이와 같은 단점을 개선하기 위해 전체 영상에서 찾고자 하는 영역이 작을 경우에 활용되는 edge information based thresholding 방법을 적용하였다. 즉 영역별 edge를 구한 후 edge 주변의 histogram을 계산하는 방법으로 찾고자 하는 영역과 배경 영역의 크기를 비슷하도록 만든다. 상대적으로 작은 영역이었던 것이 배경의 축소로 인해 커지게 된 것이다. 이는 threshold를 정하기 쉬운 histogram의 봉우리 형태가 분명하게 나타나는 장점을 갖는다.

이와 같은 방법을 이용하여 threshold하면 그림 9(b)와 같이 LF-ROI내 정상 lead frame이 선별된 것을 볼 수 있다.

2. Edge 성분을 제거한 2차 segmentation

그림 9(b)가 최소한의 정상 영역임을 가정할 때 취득 영상 그림 9(a)에서 그림 9(b) 영상을 제거하면 그림 10(a)와 같이 결함 후보 영역만 남게 된다.

그림 10(a)를 threshold한 그림 10(b)의 결과를 보면 알 수 있듯이 광학계의 특성에 따라 lead frame의 edge성분이 step 1에서 없어진 것을 알 수 있다. 이때 모든 lead frame의 edge 성분은 결함인 경우가 없어 결함을 분류하는데 나쁜 영향을 끼칠 수 있다. 그림 10(b)중에 필요 없는 edge성분을 제거하기 위해 그림 8의 각 LF-ROI에서 최근에 가장 많이 쓰는 Canny edge extraction 방법을 이용하여 한 pixel 폭의 edge를 그림 10(c)와 같은 lead frame의 edge 성분을 추출한다. 그림

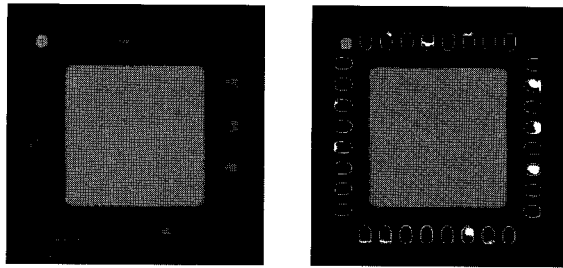
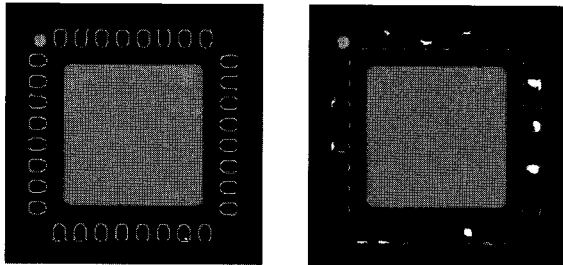


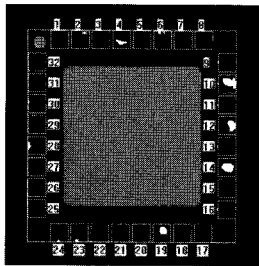
Fig. 9(a) - Fig. 9(b)

(b) Thresholded image of (a)



(c) Lead frame edge extracted by Canny operator

(d) (b) - (c) image



(e) Extracted candidate defect area

그림 10. 결함후보 영역 추출 영상.

Fig. 10. Image of extracted candidate defect area.

10(b)와 그림 10(c)의 차 영상 결과로 edge 성분을 제거한 영상은 그림 10(d)와 같다.

그림 10(d)에서 볼 수 있듯이 완벽하게 제거 되지 않은 edge 성분은 3x3 structuring element로 morphological opening 하면 그림 10(e)와 같이 잔여 edge성분이 제거 되었지만, 결함 면적은 축소된 것을 볼 수 있다.

3. 상실된 영상 확인 및 복원

그림 10(e)와 같이 edge 성분을 제거하면 결함의 모양 및 분포가 50%이상 상실되어 정확한 결함 분류가 어려워진다. 이를 복원하기 위해 그림 10(e)에서 결함 정보가 있는 LF-ROI에 대해 QFN 패키지 외곽면을 기준으로 평행하게 3개의 sub-block을 그림 12(b)와 같이 만든다. Sub-block화된 ROI에서

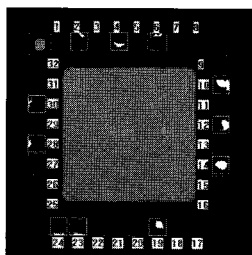


그림 11. 최종 추출된 결함 영상.

Fig. 11. Final defect area image.

각 block마다 결함 정보의 유무를 확인한다. 결함 정보가 있는 block의 경우 그림 10(d)에서 해당 block과 동일한 위치의 ROI block 영역의 결함 정보를 그대로 사용한다. 이와 같은 방법으로 복원한 결과 영상은 그림 11과 같이 결함은 정상 크기가 되었으며 잔여 edge 성분은 없어졌다. 이는 morphological conditional dilation을 수행한 결과와 같다.

IV. 결함 분류를 위한 Features 선택 및 추출

결함의 분류를 위하여 LF-ROI내에 검출된 결함영역의 feature를 계산한다. LF-ROI를 그림12의 3가지 방법으로 sub-block화 하여 각 sub-block 내에서 feature를 계산한다. 3가지의 sub-block type을 LF-ROI에 적용함에 있어 lead frame의 위치에 따른 sub-block 적용 방법은 그림 13과 같으며 각 sub-block type에 따라 계산하는 각기 다른 set의 feature는 표 1과 같이 9가지를 제안한다.

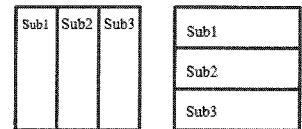
그림 11의 segmentation 결과 영상중에서 결함 후보영역이 포함된 LF-ROI는 그림 14와 같다.

그림 11의 QFN 패키지 내 LF-ROI 중 각 결함의 ground truth는 표 2와 같으며 평가의 기준으로 사용하였다.

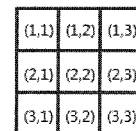
결함 후보 LF-ROI에 대한 sub-block Type 1을 이용하여 feature를 계산하면 표 3과 같다.



(a) Type 1(single block)



(b) Type 2(horizontal and vertical sub-blocks)



(c) Type 3(9 sub-blocks)

그림 12. Feature 계산을 위한 LF-ROI sub-block의 종류.

Fig. 12. LF-ROI sub-block types for computing features.

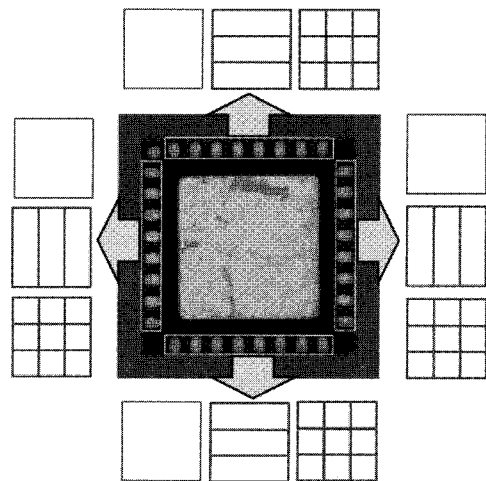


그림 13. 각 lead frame 영역에 적용된 sub-block type.

Fig. 13. Sub-block types applied to each lead frame.

표 2. Features 추출 항목.

Table 2. List of extracted features.

NO	Sub-block Type	Feature 종류	설명
1	Type 1	Area	영역의 pixel 개수
2		Max. Axis	한 영역의 장축의 길이
3		Min. Axis	한 영역의 단축의 길이
4		Perimeter	영역의 둘레
5		Compactness	밀집도
6		Center of Gravity	무게중심
7	Type 2	Mean & Sigma	영역의 평균값과 표준 편차
8		Gary Value of Candidate Defect	SubM _i (i=1,2,3) SubS _i (i=1,2,3) 취득영상에 대한 결합 후보영역의 명암값
9	Type 3	Defect Area of Each Sub-Block (A _{ij}) (i=1,2,3 & j=1,2,3)	3x3 block에서 결합 후보 영역의 결합 면적

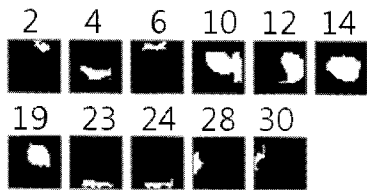


그림 14. 결합후보 LF-ROI.

Fig. 14. Candidate LF-ROIs of defects.

표 3. 그림11의 QFN 패키지 내 결함의 ground truth.

Table 3. Defects ground truth of QFN package as shown in Fig. 11.

LF-ROI No.	2	4	6	10	12	14	18	19	23	24	28
결함종류											
Resin bleed		●		●	●	●		●			
Melting	●		●	●					●	●	●
Chip out							●				

표 4. Sub-block Type 1을 이용하여 구한 features.

Table 4. Features using sub-block Type 1.

LF-ROI NO.	Area	Width	Height	Perimeter	Compactness	Center
2	18	5	3	26.97	1.966	(14.5,2.6)
4	63	15	7	41.31	2.832	(11.9,14.6)
6	24	8	7	34.74	2.122	(11.0,2.7)
10	183	17	15	67.21	1.964	(15.0,10.4)
12	126	10	15	54.14	1.794	(17.9,11.8)
14	163	17	11	51.8	1.302	(13.4,12.0)
19	98	10	9	42.14	1.386	(13.8,8.9)
23	18	5	3	39.56	3.315	(11.7,22.0)
24	8	3	1	37.73	3.037	(12.8,22.2)
28	32	4	9	28.49	1.845	(2.0,11.8)
30	11	2	7	35.9	3.945	(1.9,10.2)

그림 14의 segmentation 결과 영상중에서 결함 후보영역이 포함된 sub-block Type 2를 적용된 LF-ROI는 그림 15와 같다.

Melting 결함이 QFN 패키지 절단면에 생기기 때문에 sub-block Type 3을 이용해서 얻어진 결함 후보영역의 ratio feature를 제안한다.

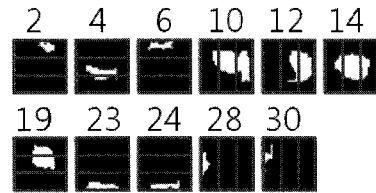


그림 15. Sub-block Type 2를 적용한 결합후보 LF-ROI.

Fig. 15. Candidate LF-ROI of defects applied with sub-block Type 2.

표 5. Sub-block Type 2를 이용하여 구한 features.

Table 5. Features using sub-block Type 2.

LF-ROI NO.	Features No. 7, No. 8							
	Mean	Sigma	Sub1M	Sub1S	Sub2M	Sub2S	Sub3M	Sub3S
2	33.6	10.5	33.6	10.5	0	0	0	0
4	83.98	11.84	0	0	84.84	6.62	82.78	16.53
6	26.5	9.6	26.5	9.6	0	0	0	0
10	69.6	19.59	63.84	22.51	72.71	13.46	80.77	24.1
12	78.59	18.23	72.32	18.08	94.5	8.89	0	0
14	79.37	4.14	80.65	4.69	78.07	3.14	83.76	3.46
19	71.22	9.97	0	0	70.95	10.05	71.69	9.79
23	28.4	19.9	28.4	19.9	0	0	0	0
24	31.4	15.3	31.4	15.3	0	0	0	0
28	23.6	7.4	23.6	7.4	0	0	0	0
30	24.7	8.4	24.7	8.4	0	0	0	0

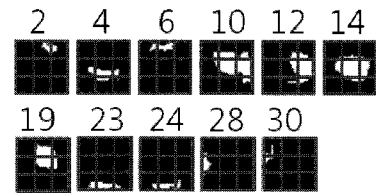


그림 16. Sub-block Type 3를 적용한 결합후보 LF-ROI.

Fig. 16. Candidate LF-ROI of defects with sub-block Type 3.

$$\text{Ratio} = \frac{\text{Area of Boundary defect}}{\text{Area of LF-ROI defect}} \quad (1)$$

위에 식 (1)에서 분자 area of boundary defect는 QFN 패키지 boundary쪽에 검출된 결함의 면적이고 분모 Area of LF-ROI defect는 LF-ROI에서 검출한 결함의 전체 면적이다.

결함 후보 LF-ROI에 대한 sub-block Type 2를 이용하여 feature를 계산하면 표 4와 같다.

그림 14의 segmentation 결과 영상중에서 결함 후보영역이 포함된 sub-block Type 3을 적용된 LF-ROI는 그림 16와 같다.

결함 후보 LF-ROI에 대한 sub-block Type 3을 이용하여 feature를 계산하면 표 5와 같다.

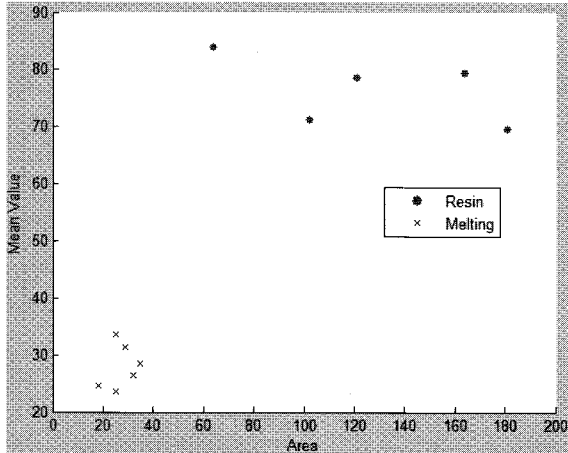
그림 17(a)는 결함의 area와 평균 그레이값의 2차원 분포도이며 그림 17(b)는 결함의 area와 ratio의 2차원 분포도이다. 두 그래프를 보면 결함의 두 특성의 분포가 거의 독립적으로 분포하는 것을 볼 수 있다.

그림 17에서 특징정보 도메인을 그래프로 나타내고 있는데 2차 검증방법으로 특징정보 도메인에서 각 클래스 사이의 분산(between-class scatter)과 클래스 내부의 분산(within-class scatter)을 구한 후 between-class scatter를 within-class scatter로 나눈 값으로 분류성능을 보일 수 있다. 다음 표 7에서는

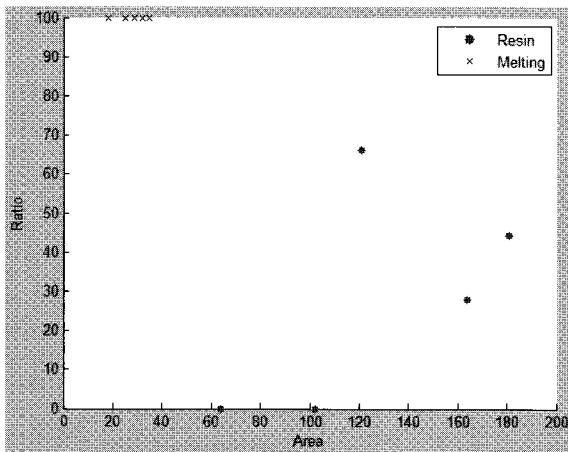
표 6. Sub-block Type 3을 이용하여 구한 features.

Table 6. Features using sub-block Type 3.

No. 2	No. 4	No. 6	No.10	No.12	No.14
0 3 15	0 0 0	6 15 0	9 23 15	0 10 12	2 8 2
0 0 0	10 19 8	0 0 0	11 59 54	0 23 56	24 64 35
0 0 0	0 21 5	0 0 0	0 0 12	0 4 21	0 19 9
No.19	No.23	No.24	No.28	No.30	
0 26 9	0 0 0	0 0 0	0 0 0	0 0 0	
0 39 24	0 0 0	0 0 0	28 0 0	10 0 0	
0 0 0	6 12 0	0 8 0	4 0 0	1 0 0	



(a) Scatter plot of 2 features, Area vs. Mean Value.



(b) Scatter plot of 2 features, Area vs. Ratio.

그림 17. 계산한 feature의 scatter그래프.

Fig. 17. The scatter plots of computed feature.

표 7. 각 특징 정보 클래스간 분산 결과.

Table 7. Between and within class scatter values for 2-class problem.

특징정보 \ Data	S _B	S _w	S _B /S _w
Area vs. Mean value	8.13e+05	5.69e+04	14.301
Area vs. Ratio	3.59e+06	1.22e+06	2.938

* S_w: 두 특징정보의 within-class scatter

S_B: 두 특징정보의 between-class scatter.

2차 검증결과를 보이고 있다.

그림 18에서 결함의 area와 평균 그레이값, ratio의 3차원 분포도를 볼 수 있다. 결함의 특성 분포가 거의 독립적으로 분포하는 것을 알아볼 수 있다.

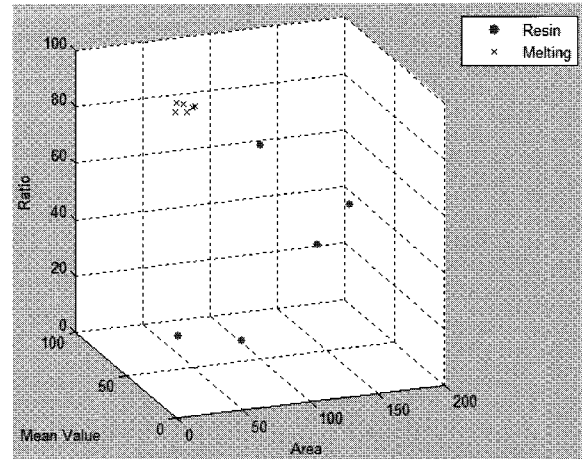


그림 18. 결함의 feature 삼차원 그래프.

Fig. 18. The 3D scatter plot of Area vs. Mean Value vs. Ratio.

표 8. Resin bleed와 melting 결함이 분류될 수 있는 feature.

Table 8. Features that can be used to classify resin and melting.

결함종류	Feature 7,8				Feature 9		
		Mean	Sigma	Sub1M	Sub1S	No.10	No.14
Resin bleed	10	70.61	17.3	65.15	19.72	9 23 15	2 8 2
	14	79.3	4.05	80.65	4.69	11 59 54	24 64 35
Melting		Mean	Sigma	Sub1M	Sub1S	No.28	No.30
	28	43.44	21.46	43.44	21.46	0 0 0	0 0 0
	30	47.27	18.74	47.27	18.74	28 0 0	10 0 0
						4 0 0	1 0 0

이와 같이 계산해낸 23개의 feature 데이터중에서는 그림 17과 그림 18과 표 7과 표 8의 resin bleed와 melting 결함의 특성을 구분 할 수 있는 데이터로써 resin bleed와 melting 결함을 분류하는데 사용할 수 있을 것이다.

V. 결론

QFN 패키지의 lead frame에 나타나는 resin bleed와 melting 결함을 분류하기 위해 결함의 추출방법과 분류를 위한 feature 선정 방법을 제안하였다. 결함 추출을 위해 QFN 패키지의 dimension ROI 및 lead frame 검사 ROI (LF-ROI) 선정은 morphology operation과 least squares regression line을 이용한 간단한 알고리즘을 제안하였다.

또한, edge information based thresholding방법과 morphological opening을 이용한 알고리즘으로 미세한 contrast를 갖는 결함을 segmentation 하는 방법을 제안하였다. 결함 분류를 위해 LF-ROI의 sub-block을 통한 23개의 dimension을 갖는 feature 벡터를 제안하였다. 제안한 특징치를 기반으로 하여, 이를 효과적으로 분류할 수 있는 좋은 feature를 선정하였다. 향후 제안한 feature를 이용한 결함 자동분류 방법을 개발 할 것이다.

참고문헌

[1] T. C. Liong and A. Pascual, "Impact of Quad flat no lead frame package on automated X-ray inspection," *IEEE International Test Conference*, pp. 1-10, 2007.

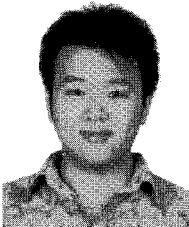
[2] P.-S. Liao, T.-S. Chen, and P.-C. Chung, "A fast algorithm for multilevel thresholding," *Journal Of Information Science And Engineering*, vol. 17, pp. 713-727, 2001.

[3] N. Otsu, "A threshold selection method form gray-level histogram," *IEEE Trans. System, Man, and Cybernetics*, vol. 9, no. 1, pp. 62-66, 1979.

[4] J. F. Canny, "A computational approach to edge detection," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. PAMI-8, no. 6, pp.679- 698, Nov. 1986.

[5] R. W. Farebrother, *Fitting Linear Relationships: A History of the Calculus of Observations 1750-1900*. Springer, USA. pp. 50-60, 1999.

[6] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, *Digital Image Processing*, 3rd Ed., Prentice Hall, USA, pp. 749-752, 2001.



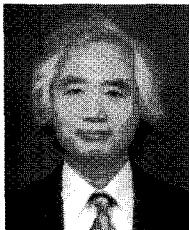
왕명길

1984년 9월 19일생. 2007년 Ningbo대학교 컴퓨터공학과(이학사). 2008년~현재 호서대학교 디지털디스플레이공학과 대학원 (석사과정).



박덕천

1977년 12월 10일생. 2003년 호서대학교 물리학과(이학사). 2008년 호서대학교 디지털디스플레이공학과 대학원(공학석사). 2008년 동 대학원(공학박사과정입학).



주효남

1953년 8월 2일생. 1976년 서울대학교 전기공학(공학사). 1976년~1982년 국방과학연구소(선임연구원). 1985년 Virginia Polytechnic Institute & State Univ. VA, USA 전기전자공학(공학석사). 1985년~1987년 Machine Vision International(선임연구원).

1990년~1996년 The Boeing Company(Principal Engineer). 1991년 Univ. of Washington 전기전자공학(공학박사). 1996년~2000년 삼성전자 생산기술센터 자동화연구소(연구소장). 2000년~2002년 (주)넥스트아이 연구개발 부문(사장). 2002년~현재 호서대학교 디스플레이공학부 교수. 2003년~2007년 호서대학교 반도체 제조장비 국산화 연구센터(소장). 최근 연구과제로는 반도체 소자의 결함 검사를 위한 Vision Inspection Module 개발, FPD종합 구동 검사용 Vision Inspection Module 개발, LCD 핵심 부품용 검사장비 개발.



김준식

1963년 4월 8일생. 1987년 2월 서강대학교 전자공학과 졸업. 1989년 2월 서강대학교 대학원 전자공학과 졸업(석사). 1993년 8월 서강대학교 대학원 전자공학과 졸업(박사). 1993년 9월~1994년 2월 서강대학교 부설산업기술연구소 박사후연구원. 1994년 3월~현재 호서 대학교 전자공학과 교수. 2007년 1월~2008년 2월 Southern Oregon University 방문교수. 관심분야는 digital image processing, machine vision, 영상 압축, 반도체/디스플레이 검사장비 등.