

# 이미지 정합을 이용한 COG 불량 검출

주 기 세\*

\*목포해양대학교 해상운송시스템학부 교수

## The Faulty Detection of COG Using Image Subtraction

KISEE JOO\*

\*Division of Maritime Transportation System, Mokpo National Maritime University, Mokpo, 530-729, Korea

**요 약 :** 수 마이크로 단위로 계측되는 반도체 COG의 정밀도를 높이기 위해서 라인스캔 카메라로 영상을 획득한다. 하지만 불량 검출은 스캔 속도와 조명조건에 매우 민감하다. 본 논문에서는 불량이 없는 COG 영상과 입력영상을 정합하여 불량 검출의 정확성을 높이기 위한 방법에 대하여 제안하였다. 두 이미지를 정합시키는 방법으로 영역분할 템플릿 매칭 방법을 사용하였으며 그라디언트 마스크와 AND 연산하여 최종 결과 영상을 획득하였다. 제안된 방법은 다른 이미지 정합 법에 대하여 커다란 성능향상을 보임을 일련의 실험들을 통하여 보여준다.

**핵심용어 :** 이미지 정합, 영역분할 템플릿 매칭, 그라디언트 마스크

**ABSTRACT :** *The COG(Chip On Glass) to be measured a few micro unit is captured by line scan camera for the accuracy of chip inspection. But it is very sensitive to scan speed and lighting conditions.*

*In this paper, we propose the methods to increase the accuracy of faulty detection by image subtraction. Image subtraction is detected faultiness by subtracting the image of a "perfect" COG from that of the sample under tests. For image subtraction to be successful, the two images must be precisely registered. The two images is registered by the area segmentation pattern matching, and the result image get by operating the gradient mask image and the image to practice subtraction. A series of experimentation showed that the proposed algorithm shows substantial improvement over the other image subtraction methods.*

**KEY WORDS :** image subtraction, area segmentation template matching, gradient mask

### 1. 서 론

반도체와 컴퓨터 보조메모리 산업이 발달함에 따라 특수 공정에 의해 가공된 나노미터 수준의 미세 패턴의 형상을 측정하기 위한 수요가 증대되고 있다. 그리고 반도체 제품에서의 패키지 경향은 경박 단소화, 다 기능화, 다 핀 처리 등으로 기술이 점차 발전하고 있으며 이는 실장 효율을 높이는데 많은 이점을 가지고 있다.

반도체 제품 중에 COG(chip on glass)는 유리판넬(glass panel)에 Bare Die(IC)를 접착하는 방식으로 공정 과정은 웨이퍼 입고 후에 웨이퍼 뒷면에 정전용 테이프를 붙이는 공정인 테이프 마운트를 거친 후 웨이퍼 다이를 하나씩 분리하는 절단과정을 통하여 이루어진다.

COG의 불량 항목은 크게 범프 불량과 칩 내부 불량으로 분류된다. 여기서, 범프(bump)는 반도체 칩의 전극(aluminium)과 회로기판의 전극을 접속하기 위한 돌기상의 전극을 뜻한다.

현재 COG의 불량 검사는 육안 검사로 이루어지고 있

어서 품질의 신뢰성에 크게 문제가 되고 있지만 머신비전을 이용하여 COG의 불량 검사를 함으로써 품질과 생산성 향상 효과를 가져 올 수 있다. COG와 같은 정밀 반도체 불량 검사에 사용할 수 있는 머신비전 방법은 매칭 방법과 영상 서브트랙션(subtraction) 방법을 사용할 수 있다.

매칭 방법은 두 영상 간의 일라인을 하기 위해 사용하는 것으로 통계적 방법[1][2][3], 구문론적 방법[4], 뉴럴 네트워크[5][6] 방법 등이 있으며 영상 서브트랙션 방법은 두 영상 사이의 변화를 결정하기 위한 기술이다.

Zhifeng Wang의 6인은 지역 정밀도에 따른 전체적 매칭 방법에 기반한 적응형 영상 서브트랙션 방법을 개발하였으며, Thomas G의 1인은 영상 서브트랙션을 위한 정합기술에 대하여 연구하였다. 그리고 최광욱 외 2인은 정맥패턴인식시스템의 템플릿매칭의 속도를 향상시킬 수 있는 알고리즘을 연구하였다.

영상 서브트랙션 방법은 두 영상을 정합하여 다른 점을 결정하는 방법이다. 하지만 두 영상을 정확하게 정합하지 않으면 변화된 부분 이외의 일반 패턴도 강하게 나

\* 정회원, jksjoo@mnm.ac.kr, 061)240-7074

타나게 된다. 부정합을 일으키는 요인으로서는 영상이 이동, 회전된 경우와 영상이 스케일링(scaling) 된 경우이다.

이러한 요인을 없애기 위해서는 카메라와 획득할 물체를 고정하고 조명변화를 일정하게 하면 최소화 시킬 수 있다. 하지만 트레이(tray)내에 있는 수 마이크로 크기의 COG 불량검사는 높은 정밀도를 위해서 라인스캔 방법으로 영상을 획득해야 하므로 영상에서 COG의 시작점 위치가 다를 수 있고 COG가 회전될 수 있다.

그리고 라인스캔으로 획득한 영상은 스캔속도에 매우 민감하여 영상이 변형되거나 스케일링 왜곡이 생길 수 있다.

본 논문에서는 불량이 없는 COG 영상(기준 영상)과 입력 영상을 정합하여 COG 칩 내부 불량 검사를 하는 방법에 대하여 제안한다. 칩 내부 불량은 칩 상의 오염과 이물질, 스크래치, 칩 잉크 등이 있다. 두 영상이 부정합 일 때 정합시키기 방법으로 템플릿 매칭 방법을 사용한다. 그리고 매칭 시간을 줄이기 위해서 템플릿 영역을 100개로 분할하여 각 영역에서 특징점을 추출하는 방법을 사용한다.

두 영상이 정합이 되면 스케일링 조건을 고려하여 서브트랙션 한다. 그러면 두 영상 사이에 변화가 있는 불량이 검출되게 된다. 하지만 두 영상이 100% 정합이 되지 않으면 불량 이외의 패턴이 검출되므로 불량검출판별 알고리즘을 적용하여 불량을 판별한다.

본 논문에서는 2장에서 COG 불량 검출 시스템에 대하여 기술하고, 3장에서는 불량 검출 알고리즘에 대해 설명한다. 그리고 4장. 실험결과에서는 실험을 통하여 검출결과에 대하여 기술한다.

## 2. COG 불량 검출 시스템

COG 불량 검출 시스템은 정밀한 검사를 위하여 고해상도 라인스캔 카메라로 영상을 획득하게 된다. 불량 검출 순서는 기준 영상 획득, 파라미터 초기화, 입력영상 획득, 영상 정합과 서브트랙션, 불량판별로 이루어진다.

기준 영상 획득과 파라미터 초기화는 COG 유형에 따라 패턴이 달라지므로 불량을 검사하기 전에 수행되어야 한다.

불량이 없는 COG를 라인스캔 카메라로 획득하여 그림 1과 같이 네 개의 템플릿 영상을 획득하고 템플릿-1과 템플릿-2의 중심점과의 x축 거리와 각도(angle)를 구하고 템플릿-1과 템플릿-3의 중심점과의 y축 거리를 구한다. 여기서 각각의 거리는 영상의 가로 세로 비율을 계산하기 위해서 각도는 두 영상을 정합하기 위해서 사용된다.

다음으로 검사할 COG를 라인스캔 카메라로 획득하고

템플릿 매칭을 통하여 영상을 회전변환과 비율을 고려하여 영상 정합을 한다. 그리고 정합된 두 영상을 서브트랙션을 한 후, 불량판별 알고리즘을 적용하여 불량을 분류하게 된다.

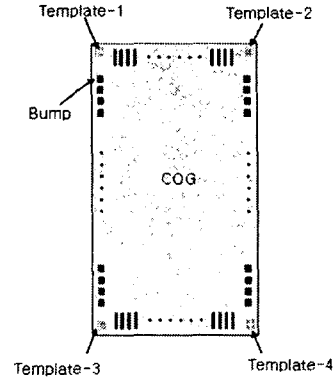


Fig. 1 COG templates and bumps

## 3. 불량 검출 알고리즘

### 3.1 영상 정합

고전적인 템플릿 매칭[1,3,7]은 영상이 이동, 회전, 스케일링 된 경우 왜곡범위에 해당하는 모든 부분에 대해 상관계수(식 1)를 구해야 하므로 계산량이 증가된다. 본 논문에서는 계산량을 줄이고 매칭 속도를 빠르게 하기 위해 두 단계의 특징점 추출 방법을 사용한다.

$$r = \frac{\sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} a(i, j) b(i, j)}{\sqrt{\sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} a(i, j)^2 \times \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} b(i, j)^2}} \quad (1)$$

여기서,  $r$  : 상관계수,  $g(i, j)$  : 입력영상

$k(i, j)$  : 템플릿 영상,  $\bar{m}$  : average of  $g(i, j)$

$\bar{t}$  : average of  $k(i, j)$ ,  $a(i, j) = g(i, j) - \bar{m}$

$b(i, j) = k(i, j) - \bar{t}$ ,  $M, N$  : 템플릿 영상의 및 세로 크기

첫 번째 단계는 기준 영상의 템플릿을 입력 영상에서 템플릿의 근사한 위치로 빠르게 접근시키기 위해서 20개의 특징점을 사용한다. 20개의 특징점은  $M \times N$  크기의 템플릿 영상을 그림 2처럼 가로 세로  $2 \times 10$ 으로 분할하여 각각의 셀에서 픽셀의 최대값과 최소값의 차로 구한다. 그리고 기준 영상의 템플릿에서 구한 20개의 특징점과 입력 영상의 템플릿 영역에서 구한 20개의 특징점을 식 2를 이용하여 입력 영상의 대략적인 템플릿 영역에 투영시킨 수만큼 구하고 최소값을 갖는 위치부터 9개의 후보 위치를 찾는다.

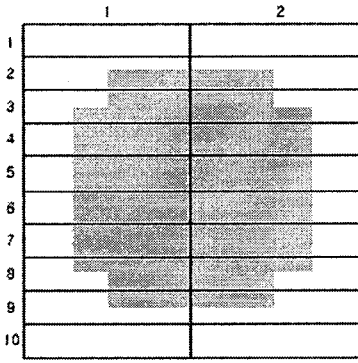


Fig. 2 2×10 region segmentation template image

$$C_k = \sum_{i=0}^1 \sum_{j=0}^9 (B_{ij} - A_{ij}) \quad (2)$$

여기서,

$A_{ij}$  = 기준 영상의 2×10으로 분할된 템플릿에서

{i, j}번째 영역의 최대 최소 픽셀 차

$B_{ij}$  = 입력 영상의 2×10으로 분할된 템플릿에서

{i, j}번째 영역의 최대 최소 픽셀 차

$k$  = 기준 영상의 템플릿을 입력 영상의 대략적인 템플릿영역에 투영시킨 수

$i = \{0, 1\}, j = \{0, 1, \dots, 9\}$

두 번째 단계는 입력 영상에서 템플릿의 실제 위치를 찾기 위해서 100개의 특징점을 사용한다. 100개의 특징점은 그림 3과 같이 템플릿 영상을 가로 세로 10×10으로 분할한다. 그리고 각각의 셀에서 특징점을 가장 부각시킬 수 있는 위치를 찾기 위해서 8이웃 픽셀 차의 합이 가장 큰 위치의 픽셀 값을 구한다. 그리고 첫 번째 단계에서 구한 9개의 근사한 위치와 그 위치를 중심으로 8방향 위치에서 기준 영상의 템플릿에서 구한 100개의 특징점과 입력 영상의 템플릿에서 구한 100개의 특징점을 매칭하여 최대의 매칭 위치를 찾는다.

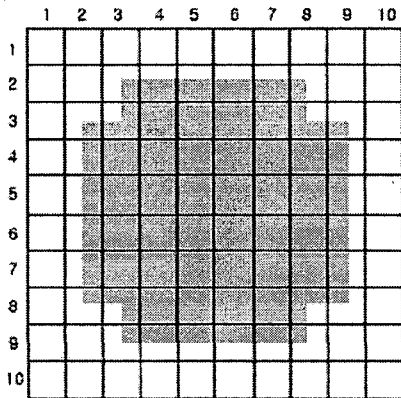


Fig. 3 Template image(10×10 area segmentation)

입력영상에서 구해진 네 개의 템플릿 영상의 중심점으로부터 기준 영상과 입력 영상을 정합시킬 수 있다. 기준 영상의 템플릿-1의 중심점을  $(x_0, y_0)$ 라 하고 템플릿-1과 템플릿-2와의 각도를  $\alpha$ 라 하면 새로 구해진 입력 영상에서의 템플릿-1의 중심점이  $(x'_0, y'_0)$ 가 되고 템플릿-1과 템플릿-2와의 각도는  $\beta$ 가 된다. 그리고 기준 영상과 입력 영상의 변환 각도( $\alpha - \beta$ )는  $\theta$ 라 되고  $D$ 는 템플릿-1과 템플릿-3의  $y$ 축 거리에 대한 템플릿-1과 템플릿-2의  $x$ 축 거리의 비율이다. 이를 식 3과 식 4에 대입하면 입력 영상의 좌표( $x, y$ )는 새로운 좌표( $x', y'$ )가 된다.

$$x' = (x - x_0) \cos \theta - (1/D)(y - y_0) \sin \theta + x'_0 \quad (3)$$

$$y' = D(x - x_0) \sin \theta + (y - y_0) \cos \theta + y'_0 \quad (4)$$

### 3.2 영상 서브트랙션

정합된 영상으로부터 불량을 검출하기 위해서 영상 서브트랙션을 해야한다. 서브트랙션[8,9]은 두 영상 사이의 차이점을 찾아내는 방법으로 두 영상이 정확하게 정합되면 불량만을 검출할 수 있다. 하지만 실제로는 불량뿐만 아니라 일반 패턴까지도 검출되게 된다. 본 논문에서는 일반 패턴 검출을 최소화하기 위해서 이진화 된 서브트랙션 영상  $S(i, j)$ 를 이진화 된 에지 마스크 영상  $M(i, j)$ 과 AND 연산을 하여 새로운 결과 영상 식 5를 얻는다. 에지 마스크 영상에서 패턴 에지가 너무 두꺼우면 패턴에 존재하는 불량이 사라지게 되고 에지가 너무 얇으면 패턴이 남게 되므로 마스크 크기를 잘 선택해야 한다.

$$M(i, j) = S(i, j) \& M(i, j) \quad (5)$$

$$S(i, j) = f(i, j) - g(i, j) \quad (6)$$

여기서,  $M(i, j)$  : 서브트랙션 결과 영상

$S(i, j)$  : 이진화 된 서브트랙션 영상

$M(i, j)$  : 이진화 된 에지 마스크 영상

$f(i, j)$  : 기준 영상,  $g(i, j)$  : 입력 영상

### 3.3 불량판별

서브트랙션 한 결과 영상에서 체인코드를 이용하여 불량을 찾아 그림 4와 같은 ROI(region of interest)를 설정한다. 그리고 찾은 불량에 실제 불량인지를 판별해야 한다. 이를 위하여 기준 영상에서 ROI 경계 픽셀 평균  $\mu_r$ 와 입력 영상에서 ROI 경계 픽셀 평균  $\mu_i$ 의 차를 구한다. 이는 조명조건으로 두 영상간의 밝기 레벨이 달라질 수 있기 때문이다. 그리고 기준 영상에서 ROI 내의 임계값  $T_r$ 과 입력 영상에서 ROI 내의 임계값  $T_i$ 의 차  $T$ (식 7)를 구하여 불량판별을 한다.

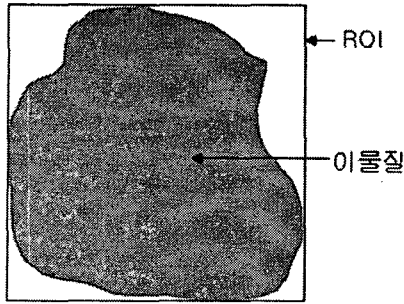


Fig. 4 ROI of deposits in chip

$$T = [T_i - (\mu_i - \mu_r)] - T_r \quad (7)$$

ROI 내의 임계값을 자동으로 결정하기 위해서 Otsu 방법을 이용하였다. Otsu 방법은, 정규화 된 히스토그램을 식 8과 같은 이산 확률 밀도라 하면  $n$ 은 영상의 총 화소 수,  $n_q$ 는 밝기 레벨  $r_q$ 를 갖는 화소 수,  $L$ 은 영상의 가능한 밝기 레벨의 총수를 나타낸다. 임계값  $k$ 는 밝기 레벨  $[0, 1, 2, \dots, k-1]$ 을 가지는 화소들의 집합과 레벨  $[k, k+1, \dots, L-1]$ 을 갖는 화소들의 집합으로 분류한다. 식 9의 클래스간 분산  $\sigma_B^2$ 을 최대화시키는 임계값  $k$ 를 선택한다.

$$p_q(r_q) = \frac{n_q}{n} \quad q=0, 1, 2, \dots, L-1 \quad (8)$$

$$\sigma_B^2 = \omega_0(\mu_0 - \mu_r)^2 + \omega_1(\mu_1 - \mu_r)^2 \quad (9)$$

여기서,

$$\omega_0 = \sum_{q=0}^{k-1} p_q(r_q), \quad \omega_1 = \sum_{q=k}^{L-1} p_q(r_q)$$

$$\mu_0 = \frac{\sum_{q=0}^{k-1} \varphi_q(r_q)}{\omega_0}, \quad \mu_1 = \frac{\sum_{q=k}^{L-1} \varphi_q(r_q)}{\omega_1}$$

$$\mu_r = \frac{\sum_{q=0}^{L-1} \varphi_q(r_q)}{n}$$

#### 4. 실험결과

본 연구에서 사용한 비전 시스템은 16,670\*2,430  $\mu m$ 크기의 COG를 검사하기 위해서 2K 라인스캔 카메라와 Matrox영상 보드로 구성하였으며, 프로그램 개발환경은 Windows 2000에서 Visual C++을 이용해서 개발하였다.

COG 입력 영상에서 불량을 검출하기 위해서 불량이 없는 기준 영상을 라인스캔 카메라로 획득하여 그림 5와 같은 영상을 템플릿으로 지정하였다. 각각의 템플릿 영상을 10\*10으로 분할하여 서브 영역에서 특징점을 찾고 템플릿-1과 템플릿-2의 각도와 기준 영상의 평균 밝기 레벨을 구한다. 그리고 입력 영상을 획득하여 네 개의 템플릿의 특징점에 대해서 매칭을 하여 템플릿-1과 템플릿-2

와의 각도와 평균 밝기 레벨을 구한 후 기준 영상과 정합을 하게 된다. 표 1은 기준 영상에 대한 파라미터 값과 입력 영상에 대한 파라미터 값의 범위를 나타내고 있다. 표 2는 100개의 COG에 대한 네 개의 템플릿의 평균 인식률과 인식 시간으로 모두 90%이상의 인식률로 두 영상을 정합하는데 영향을 미치지 않는 것이다.

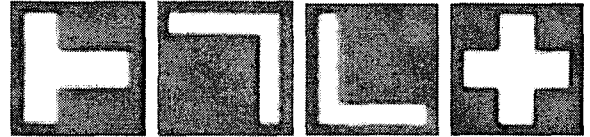


Fig. 5 Four template images

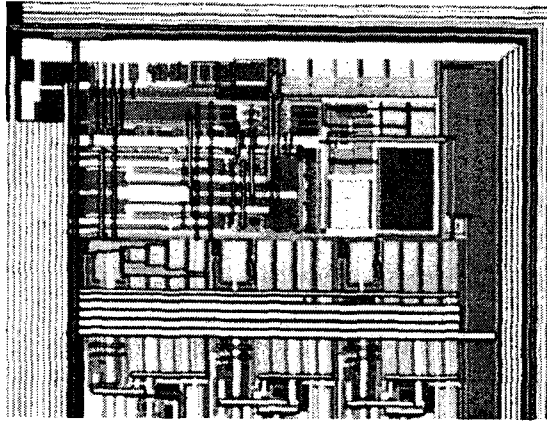
Table 1 Parameter value of reference image and input image

파라미터(기준 영상)	값	
템플릿-1, 2의 각도( $\alpha$ )	0.1°	
COG 평균 밝기 레벨	36	
파라미터(입력 영상)	범위	
	최소	최대
템플릿-1, 2의 각도( $\beta$ )	-1°	+1°
COG 평균 밝기 레벨	30	42

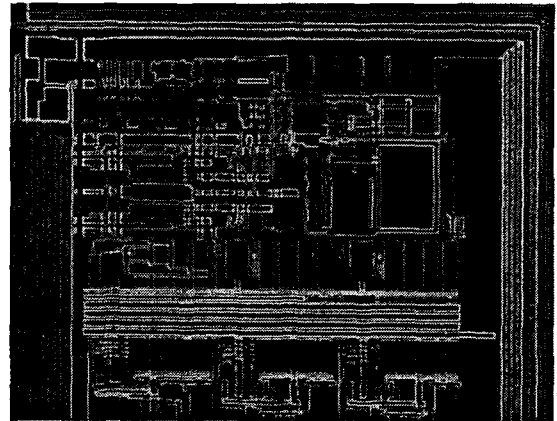
Table 2 Average recognition rate and recognition time of templates (COG : 100)

	템플릿1	템플릿2	템플릿3	템플릿4
평균시간(sec)	0.531	0.59	0.595	0.516
평균인식률(%)	94.2	92.8	93	93.6

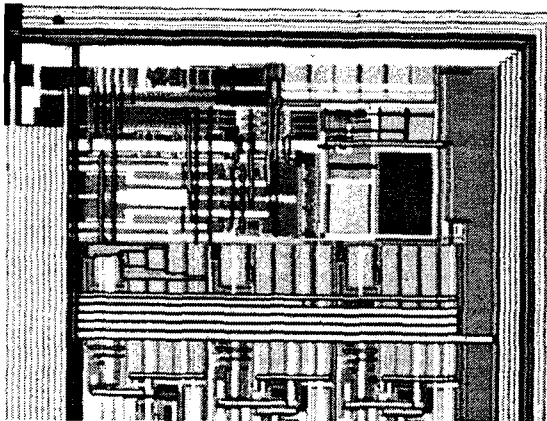
두 영상이 정합이 되면 서브트랙션을 하여 불량을 찾아낸다. 그림 6은 두 영상의 일부분만을 나타낸 것으로 a)의 기준 영상에서 b)의 입력 영상을 빼서 그림 7의 마스크 영상과 AND연산을 하면 c)와 같은 결과 영상을 얻을 수 있다. c) 영상을 보면 두 개의 이물질이 검출된 것을 볼 수 있다. 그리고 검출된 불량량이 실제로 이물질인지 검사를 하게 된다. 표 3은 COG 100개에 대한 그림 7의 마스크를 적용했을 때  $\theta$ 범위에 따른 불량 인식률과 검사시간을 나타낸 것으로 불량 인식률이 상당히 높았다. 세 종류의 마스크 중에서 그라디언트 마스크를 사용한 결과가 인식률이 가장 높았으며  $\theta$ 의 범위가 커질수록 인식률이 떨어지고 검사 시간이 길어졌다. 왜냐하면 프리윗과 소벨 마스크는 패턴의 에지가 커져서 불량량이 에지에 있는 경우 마스크에 의해서 사라지게 되고  $\theta$ 가 커지면 두 영상을 정합하면서 왜곡이 생기기 때문이다.



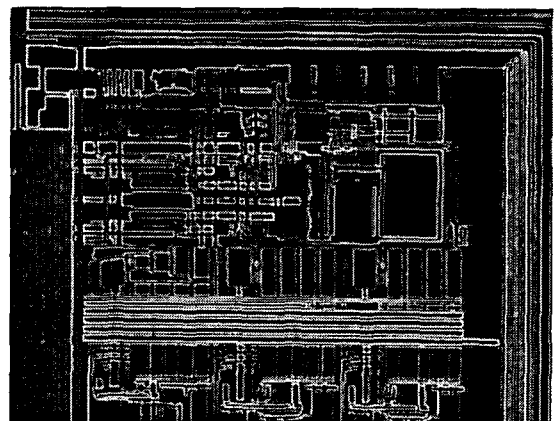
a) The reference image



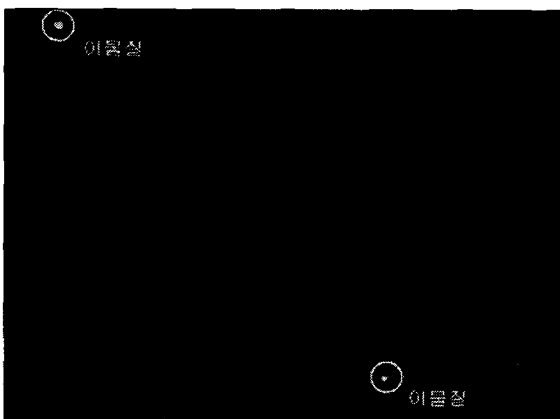
a) The gradient method



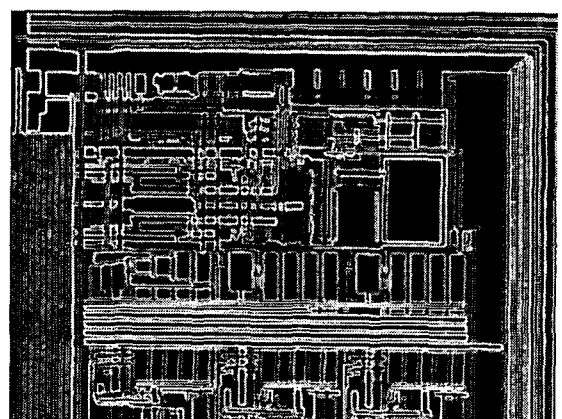
b) The input image



b) The prewitt method



c) The result image



c) The sobel method

Fig. 6 A part areas subtraction of COG

Fig. 7 Mask images

5. 결론

COG와 같은 반도체는 정밀 검사를 위하여 라인스캔 카메라를 이용하여 영상을 획득한다. 하지만 스캔속도와 조명조건에 따라 영상 획득이 달라지므로 검사에 어려움이 따른다. 본 논문에서는 영상 서브트랙션을 이용한 COG 칩 내부 불량 검사에 대하여 제안하였다. 두 영상을 정합시키는 방법으로 템플릿 매칭 방법을 사용하였으며 서브트랙션과 불량판별 알고리즘을 사용하여 불량을 판별하였다.

제안한 방법으로 실험한 결과 그라디언트 마스크를 적용한 결과가 불량 인식률이 가장 높았으며  $\theta$ 범위가 커질수록 인식률이 떨어지고 검사시간이 길어졌다. 향후 연구에서는 패턴에지에 불량이 있는 경우 검출률을 높이는 방법에 대한 연구가 필요하다.

Table 3 The recognition rate and inspection time to change masks and  $\theta$  range

마스크	$\theta$ 범위	인식률(%)	검사시간(sec)
gradient	$-1 \leq \theta < -0.5$	97.9%	14.45
	$-0.5 \leq \theta < 0$	99.4%	10.85
	$0 \leq \theta < 0.5$	99.2%	10.05
	$0.5 \leq \theta \leq 1$	98.5%	15.52
prewitt	$-1 \leq \theta < -0.5$	97.3%	14.15
	$-0.5 \leq \theta < 0$	99.0%	10.62
	$0 \leq \theta < 0.5$	99.1%	10.55
	$0.5 \leq \theta \leq 1$	97.5%	15.78
sobel	$-1 \leq \theta < -0.5$	96.8%	15.25
	$-0.5 \leq \theta < 0$	98.8%	9.94
	$0 \leq \theta < 0.5$	98.7%	10.35
	$0.5 \leq \theta \leq 1$	97.1%	15.38

Reference

- [1] Zheng, Z., Wang, H. and Teoh, K., "Analysis of gray level corner detection," Pattern Recognition Letters, Vol.20, pp. 149-162, 1999.
- [2] 나재형, 오해석, "웨이퍼 다이 위치 인식을 위한 명암 영상 코너점 검출," 정보과학회논문지, 소프트웨어 및 응용 제 31권 제6호, 2004
- [3] A. Roddy and J. Stosz, "Fingerprint Features: Statistical Analysis and System Performance Estimates," Proc. of IEEE, Vol. 85, No.9, pp. 1390-1421, 1997.
- [4] L. S. Oliveira, R. Sabourin, F. Bortolozzi, and C. Y. Suen, "Automatic recognition of handwritten numerical strings: A recognition and verification strategy," IEEE Trans. on PAMI, vol. 24, no. 11, pp. 1438-1454, 2002.
- [5] Jie Yang, Hua Yu, "A Direct LDA Algorithm for High-Dimensional Data with Application to Face Recognition." Pattern Recognition 34(10), pp. 2067-2070, 2001.
- [6] Jeong, S. W., Kim, S. H. and Cho, W. H., "Performance comparison of statistical and neural network classifiers in hand-written digits recognition," Proc. 6th IWFHR, Taejon, pp. 419-428, 1998.
- [7] 최환수, 최광욱, 표광수, "정맥패턴인식을 위한 고속 원형정합," 한국화상학회지, 10권 제1호 2004
- [8] Cleaver, T. G., Su, C.-L., "Registration Techniques for Image Subtraction," IEEE Conference Proceedings 11-13, pp. 205-210, 1988.
- [9] Zhifeng Wang, Yurong Xu, Ford, J., Makedon, F.S., Zhenwu Zheng, Ling Gao, Pearlman, J.D., "An adaptive approach for image subtraction," Engineering in Medicine and Biology Society, Conference Proceedings. Vol. 3, pp. 1818 - 1820, 2004.