
이미지 정합을 이용한 COG 불량 검출

주기세* · 정종면**

The Faulty Detection of COG Using Image Registration

KISEE JOO* · Jong-Myeon Jeong**

요 약

수 마이크로 단위로 계측되는 반도체 COG의 검사 정밀도를 높이기 위해서 라인스캔 카메라가 이용된다. 여러 가지 불량 요인 중 이물질 검출은 COG 패턴이 미세하고 복잡하기 때문에 불량 자동 검사 단계에서 가장 어려운 기술이었다.

본 논문에서는 매칭 속도를 높이기 위하여 2단계 영역분할 템플릿 매칭 방법을 제안하였다. 아울러 수 마이크로 단위의 이물질 검출을 위하여 그라디언트 마스크와 AND 연산을 이용한 새로운 방법을 제안하였다.

제안된 2단계 템플릿 매칭을 사용한 방법은 기존의 상관 계수 이용법에 비해 0.3-0.4초 매칭 속도를 향상시켰다. 그리고 제안된 마스크 적용 이물질 검출방법은 기존 마스크를 이용하지 않은 방법에 비해 불량 검출률을 5-8% 향상시켰다.

ABSTRACT

A line scan camera is applied to enhance COG(Chip On Glass) inspection accuracy to be measured a few micro unit. The foreign substance detection among various faulty factors has been the most difficult technology in the faulty automatic inspection step since COG pattern is very miniature and complexity.

In this paper, we proposed two step area segmentation template matching method to increase matching speed. Furthermore to detect foreign substance(such as dust, scratch) with a few micro unit, the new method using gradient mask and AND operation was proposed.

The proposed 2 step template matching method increased 0.3 - 0.4 second matching speed compared with conventional correlation coefficient. Also, the proposed foreign substance applied masks enhanced 5-8% faulty detection rate compared with conventional no mask application method.

키워드

image subtraction, area segmentation pattern matching, gradient mask

I. 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, 다기능화, 다핀 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 공정과정은 웨이퍼 입고 후

* 목포해양대학교 해상운송시스템학부 정보시스템전공 부교수 접수일자 : 2005. 9. 1

** 목포해양대학교 해양전자통신공학부 전임강사

에 웨이퍼 뒷면에 정전용 테이프를 붙이는 공정인 테이프 마운트를 거친 후 웨이퍼 다이들 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 있어서 품질의 신뢰성에 크게 문제가 되고 있지만 머신비전을 이용하여 COG의 불량 검사를 함으로써 품질과 생산성 향상 효과를 가져올 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 얼라인을 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 향상 시킬 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 나타나게 된다. 부정합을 일으키는 요인으로는 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 부정합일 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. 결론은 마지막 5장에 서술된다.

II. 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 사용되며 각도는 두 영상을 정합하기 위해서 사용된다. 다음 단계로 검사할 COG를 라인스캔 카메라로 획득한 후 회전변환과 비율을 고려하여 템플릿 매칭 방법을 이용하여 정합한다. 그리고 정합된 두 영상을 서브트랙션한 후, 불량판별 알고리즘을 적용하여 불량을 인식하게 된다.

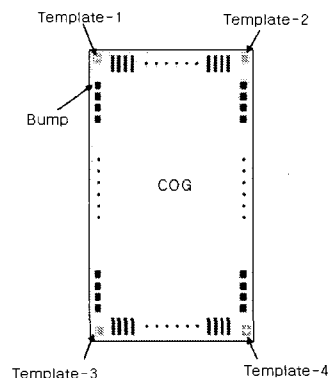


그림 1. COG 템플릿과 범프
Fig. 1 COG template and bump

III. 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.

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

여기서,

r : 상관계수, $g(i, j)$: 입력영상

$t(i, j)$: 템플릿 영상

\bar{m}, \bar{t} : average of $g(i, j)$ and $t(i, j)$

$\alpha(i, j) = g(i, j) - \bar{m}$

$b(i, j) = t(i, j) - \bar{t}$

M, N : 템플릿 영상의 가로 및 세로 크기

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

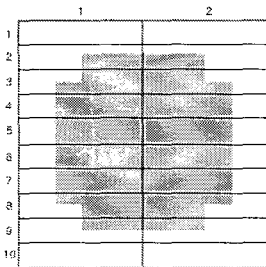


그림 2. 2×10 으로 분할 된 템플릿 영역

Fig. 2 The segmented template region with 2×10

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

여기서,

$A_{ij} = 2 \times 10$ 으로 분할된 기준영상 템플릿에서 (i, j)

번째 영역의 최대 및 최소 픽셀 차

$B_{ij} = 2 \times 10$ 으로 분할된 입력영상 템플릿에서 (i, j)

번째 영역의 최대 및 최소 픽셀 차

k = 기준 영상의 템플릿을 입력 영상의 대략적인 템플릿영역에 투영시킨 수

두 번째 단계는 입력 영상에서 템플릿의 정확한 실제 위치를 찾기 위해서 100개의 특징점을 사용한다. 100개의 특징점은 그림 3과 같이 템플릿 영상을 가로 세로 10×10 으로 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.

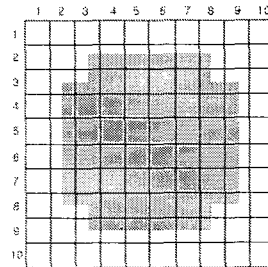


그림 3. 10×10 으로 분할된 템플릿 영역

Fig. 3 The segmented template area with 10×10

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 α 라 하면 새로 구해진 입력 영상에서의 템플릿-1의 중심점이 (x'_0, y'_0) 가 되고 템플릿-1과 템플릿-2와의 각도는 β 가 된다. 그리고 기준 영상과 입력 영상의 변환 각도 $(\alpha - \beta)$ 는 θ 가 되고 D 는 템플릿-1과 템플릿-3의 y축 거리에 대한 템플릿-1과 템플릿-2의 x축 거리의 비율이다. 이를 식 3과 식 4에 대입하면 입력 영상의 좌

표(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 서브트렉션

정합된 영상으로부터 불량을 검출하기 위해서 영상 서브트렉션을 해야한다. 서브트렉션[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 이진화된 서브트렉션 영상 $S(i, j)$ 를 이진화된 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 불량도 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,

$M(i, j)$: 서브트렉션 결과 영상

$S(i, j)$: 이진화된 서브트렉션 영상

$M(i, j)$: 이진화된 에지 마스크 영상

$f(i, j), g(i, j)$: 기준 및 입력 영상

3.3 불량판별

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

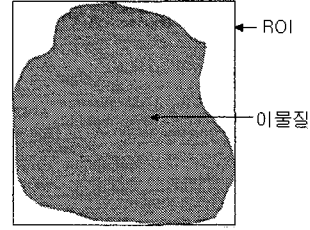


그림 4. 칩 내부 이물질의 ROI
Fig. 4 ROI of deposits in chip

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

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 클래스 간 분산 σ_B^2 을 최대화시키는 임계값 k 를 선택한다.

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

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

여기서,

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

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

$$\mu_T = \sum_{q=0}^{L-1} \phi_q(r_q)$$

IV. 실험결과

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

COG 입력 영상에서 불량을 검출하기 위해서 불량도

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-2와의 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 2에서 4개의 템플릿 영상의 평균 인식률 및 인식 시간을 살펴보면 기존의 상관계수를 이용한 매칭 방법에 비해서 평균인식률이 대략 0.1~0.2% 정도 낮았고 평균시간은 0.3~0.4초정도 빨랐다. 두 영상을 정합하는데 인식률은 90%만 넘으면 영상을 정합하는데 큰 영향을 미치지 않지만 인식 시간은 전체 불량 검출 시간에 영향을 미치므로 중요한 인자이다.



그림 5. 네 개의 템플릿 영상
Fig. 5 The four template images

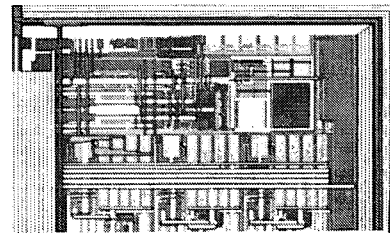
표 1. 기준 영상과 입력 영상의 파라미터 값
Table. 1 Parameter value of reference image and input image

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

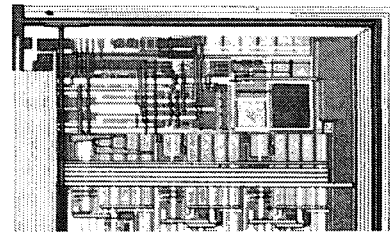
표 2. 템플릿의 평균 인식률과 인식시간 (COG : 100)
Table. 2 Average recognition rate and recognition time of templates (COG : 100)

		템플릿1	템플릿2	템플릿3	템플릿4
기준 결과	평균시간 (sec)	0.854	0.921	0.883	0.897
	평균인식률 (%)	95.6	94.2	94.6	95.2
제안한 결과	평균시간 (sec)	0.531	0.59	0.595	0.516
	평균인식률 (%)	94.2	92.8	93	93.6

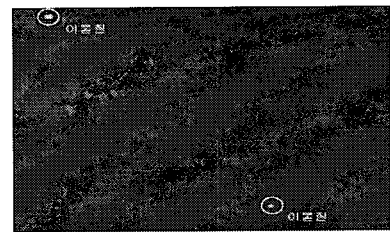
두 영상이 정합이 되면 서브트랙션 방법을 이용하여 불량을 찾아낸다. 그림 6은 두 영상의 일부분만을 나타낸 것으로 a)의 기준 영상에서 b)의 입력 영상을 빼서 그림 7의 마스크 영상과 AND연산을 하면 c)와 같은 결과 영상을 얻을 수 있다. c) 영상을 보면 두 개의 이물질이 검출된 것을 볼 수 있다. 그리고 검출된 불량량이 실제로 이물질인지 검사를 하게 된다. 표 3은 COG 100개에 대한 그림 7의 마스크를 적용했을 때 θ 범위에 따른 불량 인식률과 검사 시간을 나타낸 것으로 불량 인식률이 상당히 높았다. 세 종류의 마스크 중에서 그라디언트 마스크를 사용한 결과가 인식률이 가장 높았으며 θ 의 범위가 커질수록 인식률이 떨어지고 검사 시간이 길어졌다. 왜냐하면 프리윗과 소벨 마스크는 패턴의 에지가 커져서 불량량이 에지에 있는 경우 마스크에 의해서 사라지게 되고 θ 가 커지면 두 영상을 정합하면서 왜곡이 생기기 때문이다. 그림 8은 기준



a) 기준 영상



b) 입력 영상



c) 결과 영상

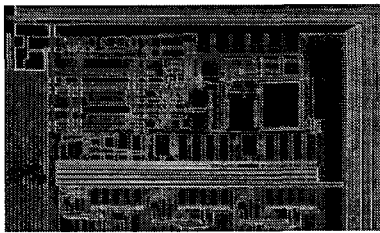
그림 6. 서브트랙션된 COG의 일부영역
Fig. 6 A subtracted part area of COG

표 3. 마스크와 θ 범위에 따른 불량률의 인식률과 검사시간(COG : 100)

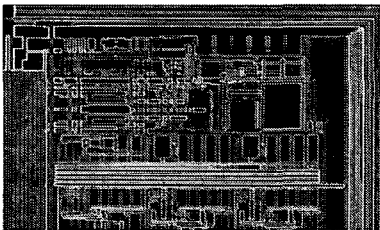
Table. 3 The recognition rate and inspection time to change masks and θ range

마스크	θ 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

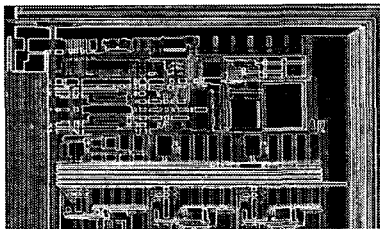
영상과 입력영상에 대한 서브트랙션한 결과 영상과 각각의 마스크를 적용했을 경우의 결과 영상들을 보여주고 있으며 표 4는 COG 100개에 대한 평균 검출률을 나타내고 있다. 마스크를 적용하지 않으면 검출률이 89.3%였으나 마스크를 적용하면 90% 이상의 검출률을 보였다. 마스크 영상에서는 그라디언트 마스크가 97.5%로 가장 높았다.



a) gradient

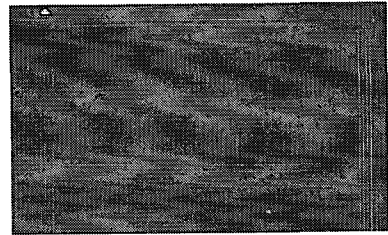


b) prewitt

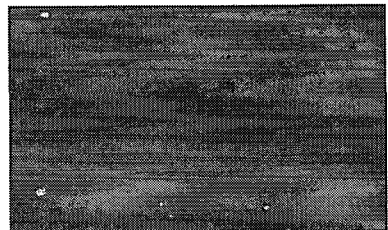


c) sobel

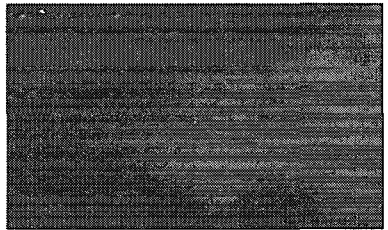
그림 7. 마스크 영상들
Fig. 7 Mask images



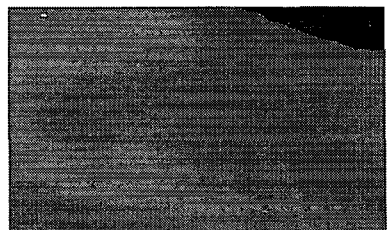
a) 입력영상과 기준영상의 서브트랙션 결과



b) gradient 마스크 적용 결과



c) prewitt 마스크 적용 결과



d) sobel 마스크 적용 결과

그림 8. 마스크 적용 결과 영상
Fig. 8 Mask application result images

표 4. 기존 방법과 제안 방법들의 평균 이물질 검출률 (COG : 100)

Table. 4. The average foreign substance detection rate of conventional and proposed method (COG:100)

	no mask	gradient mask	prewitt mask	sobel mask
평균 검출률	89.3%	97.5%	95.2%	93.3%

V. 결론

COG와 같은 반도체는 정밀 검사를 위하여 라인스캔 카메라를 이용하여 영상을 획득한다. 하지만 스캔속도와 조명조건에 따라 영상 획득이 달라지므로 검사에 어려움이 따른다. 본 논문에서는 마스크 서브트랙션을 이용한 COG 칩 내부 불량 검사에 대하여 제안하였다. 두 영상을 정합시키는 방법으로 2단계 템플릿 매칭 방법을 사용하였으며 마스크 서브트랙션과 불량판별 알고리즘을 사용하여 불량을 판별하였다.

제안한 방법으로 실험한 결과 기존의 마스크 영상을 사용하지 않은 방법에 비해서 4~8%정도 불량 검출률 향상을 보였으며 그라디언트 마스크를 적용한 결과가 97.5%로 인식률이 가장 높았다. 향후 연구에서는 패턴에지에 불량이 있는 경우 검출률을 높이는 방법에 대한 연구가 필요하다.

참고문헌

[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.

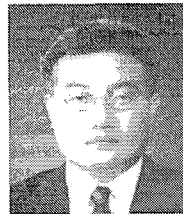
[7] 최환수, 최광욱, 표광수, "정맥패턴인식을 위한 고속 원형정합," *한국화상학회지*, 10권 제1호 2004

[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.

저자소개

주 기 세 (KISEE JOO)



1998. 2 한양대학교 공과대학
산업공학과 졸업(공학사)
1992. 5 Texas A&M Univ. (공학석사)
1996. 2 고려대학교 공과대학 산업
공학과 졸업(공학박사)
1997.3 - 현재 목포해양대학교 해상

운송시스템학부 정보시스템전공 부교수
※ 관심분야: 3차원 영상처리, 물류자동화, 데이터베이스

정 종 면 (Jong-Myeon Jeong)



1992년 한양대학교 전자계산학과
(공학사)
1994년 한양대학교 전자계산학과
(공학석사)
2001년 한양대학교 전자계산학과
(공학박사)

2001년~2004년 한국전자통신연구원 선임연구원
2004년~현재 목포해양대학교 해양전자통신공학부 전임강사
※ 관심분야: 컴퓨터 비전 및 영상처리, MPEG-2, 4, 7에 기반한 멀티미디어 응용, 데이터 방송