

반복되는 다수 패턴 영상에서의 불량 검출 (Detection of Defects on Repeated Multi-Patterned Images)

이 장 희 [†] 유 석 인 ^{**}
(Janghee Lee) (Sukin Yoo)

요 약 영상에서 일정 영역의 화소들이 불규칙적인 형태를 이루는 것을 불량이라 하는데 이를 수학적으로 정확히 정의하기 어렵다는 점이 불량 검출을 쉽지 않게 한다. 하지만 주어진 영상이 다수의 반복되는 패턴을 가지고 있다면 불량이 아닌 영역은 그 외의 다른 영역들로 설명되어 될 수 있다는 점을 이용하여 영상내의 불량 영역을 찾아낼 수 있다. 따라서 본 논문은 이러한 특성을 이용하여 다양한 패턴이 반복되는 영상에 존재하는 불량을 검출하는 방법을 제시한다. 제시된 방법은 크게 세 단계로 이루어진다. 첫 번째 단계는 interest point 검출단계이다. 두 번째 단계는 적절한 패치의 크기를 결정하는 단계이다. 마지막으로 세 번째 단계는 불량을 검출하는 단계이다. 제시된 방법은 반도체 wafer를 SEM을 이용하여 촬영한 영상들을 통하여 예증된다.

키워드 : 불량 검출, 패턴 영상, 스케일 공간, 패치, 학습, Gaussian 분포

Abstract A defect in an image is a set of pixels forming an irregular shape. Since a defect, in most cases, is not easy to be modeled mathematically, the defect detection problem still resides in a research area. If a given image, however, composed by certain patterns, a defect can be detected by the fact that a non-defect area should be explained by another patch in terms of a rotation, translation, and noise. In this paper, therefore, the defect detection method for a repeated multi-patterned image is proposed. The proposed defect detection method is composed of three steps. First step is the interest point detection step, second step is the selection step of a appropriate patch size, and the last step is the decision step. The proposed method is illustrated using SEM images of semiconductor wafer samples.

Key words : Defect detection, Patterned image, Scale space, Patch, Training examples, Gaussian

1. 서 론

컴퓨터 비전 분야에서 영상을 통해 불량을 검출하고 자 하는 연구는 오래전부터 많이 진행되어 오고 있다. 이에 대한 접근 방법으로는 크게 참조(reference) 영상

을 사용하여 검사하는 방법과 참조 영상을 사용하지 않고 자체 영상만으로 검사하는 방법으로 나누어진다.

참조 영상을 사용하여 불량을 검사하는 방법은 검사하려는 영상에 대한 참조 영상이 요구된다. 이때 사용되는 참조 영상의 조건은 불량이 없는 완벽하거나 혹은 비교적 완벽한 영상이어야 하며, 이를 얻기 위해서는 다른 개체의 검사하려는 동일 영역을 촬영하거나 혹은 가상의 영상을 생성하여 사용한다.

참조 영상을 사용하여 불량을 검사하는 방법에 대해서는 많은 방법들이 제시[1-3]되어 있다. 하지만 이 방법은 몇몇 측면에서 비효율성이 내재되어 있다. 먼저, 이 방법은 비교적 간단하게 비교할 대상을 사용할 수 있으므로 검사 알고리즘이 간단해지고 수행 속도 측면에서 어느 정도 이점을 얻을 수 있지만, 실제 적용 시에는 사용자가 검사 영상과 참조 영상을 항상 쌍으로 대응시켜야 하므로 사용자의 불편함을 불러오게 된다. 또한 참조 영상은 완벽하거나 혹은 거의 완벽한 영상이어

· 이 연구를 위해 연구장비를 지원하고 공간을 제공한 서울대학교 컴퓨터 연구소에 감사드립니다.

[†] 학생회원 : 서울대학교 전기컴퓨터공학부
Lee.janghee@gmail.com

^{**} 종신회원 : 서울대학교 컴퓨터공학부 교수
siyoo@ailab.snu.ac.kr

논문접수 : 2009년 10월 27일
심사완료 : 2010년 2월 17일

Copyright©2010 한국정보과학회 : 개인 목적이나 교육 목적인 경우, 이 저작물의 전체 또는 일부에 대한 복사본 혹은 디지털 사본의 제작을 허가합니다. 이 때, 사본은 상업적 수단으로 사용할 수 없으며 첫 페이지에 본 문구와 출처를 반드시 명시해야 합니다. 이 외의 목적으로 복제, 배포, 출판, 전송 등 모든 유형의 사용행위를 하는 경우에 대하여는 사전에 허가를 얻고 비용을 지불해야 합니다.

야 한다는 가정이 있는데 이러한 가정을 만족시키는 영상을 구하기가 쉽지 않다. 만약 참조 영상을 실제 대상을 촬영하여 얻는다면 이 영상을 촬영한 시점과 검사하려는 영상을 촬영한 시점의 시간 차이에서 오는 노이즈(noise)의 변화로 인해 두 영상을 비교하기가 쉽지 않고 화소(pixel) 단위의 오차가 발생하기도 하는데, 이러한 점들을 극복하기 위해 많은 선행 작업이 요구된다. 또한 사람의 경우 참조 영상을 보지 않아도 불량 유, 무와 그 위치를 알 수 있는데, 이런 측면에서 보면 참조 영상은 불필요한 정보를 지나치게 많이 포함하고 있다는 것을 알 수 있다.

만약 영상이 특정한 규칙을 가지고 생성된 것이라면 불량 검출에 필요한 정보를 참조 영상이 아닌 검사 영상의 특성을 통해 얻을 수 있다. 이러한 특성중의 대표적인 것이 영상 내의 패턴이 반복되는 경우인데, 이런 경우 불량이라는 것은 영상의 임의의 한 부분이 영상 내의 다른 부분들로 설명될 수 없는 것으로 생각될 수 있다. 여기에서 설명이란 회전(rotation)이나, 이동(translation), 그리고 불규칙 노이즈(random noise)를 포함한, 주어진 여건에서 허용될 수 있는 여러 변수 및 함수를 뜻한다. 예를 들면, 영상 내의 특정 영역이 다른 위치상의 영역을 일정 각도만큼 회전하여 수평, 수직 방향으로 임의의 거리만큼 이동하고 불규칙 노이즈를 더한 결과와 일치된다면 이 영역은 다른 영역으로 설명되어진다고 말할 수 있다. 따라서 이러한 경우 참조영상 없이도 영상의 일부분이 불량인지 아닌지를 판단할 수 있게 된다.

반복되는 패턴을 지닌 영상의 불량검출방법에 대한 대표적인 기존 연구로는 Ngan[4]이 제시한 모티프(Motif)[5]를 이용한 불량 검출 방법이 있다. 모티프란 패턴을 이루는 기본 단위인데, 불량 검출을 위해 먼저 영상 내에서 모티프들을 찾는다. 찾아진 모티프간의 차이와 변화의 정도를 에너지와 분산으로 정의하고, 이를 이용하여 불량을 검출하였다. 불량을 검출하는데 있어 화소단위의 오차로 인해 잘못된 값을 계산하는 문제가 발생하게 되는데, 이러한 문제점을 극복하기 위해 Ngan은 무빙 서브트랙션(moving subtraction) 방법을 제안하였다. 제시된 방법은 영상 안에서 하나의 패턴이 반복되는 경우 매우 좋은 결과를 보여주었으나 복수의 패턴이 존재하는 경우에 대해서는 언급되지 않았다. 또한 격자 단위의 검사를 진행하기 때문에 불량 크기가 격자보다 큰 경우에는 적용하기 어려운 점이 있다.

Boiman[6]은 베이지안 추론(graph-based Bayesian inference)을 사용하여 주어진 영상과 기존의 데이터베이스에 저장된 영상들과의 유사성을 측정하는 방법을 제시하였다. 주어진 영상을 임의의 영역 단위로 자른 다

음, 각 영역간의 관계를 확률적으로 정의하고 현재 검증하려는 영역을 데이터베이스에 저장된 각각의 영상과 비교한다. 만약 이 영역이 데이터베이스 내의 한 영상에 존재할 확률이 매우 작다면 이 영역을 불규칙성을 갖는 부분으로 판단된다. 영역의 불규칙성을 불량이라고 생각한다면, 이 방법은 주어진 영상에서 임의의 영역을 다른 영역과의 확률 관계를 통한 불량 검출 방법으로 이용될 수 있다. 하지만 불규칙적인 부분이 주어진 스케일(scale)[7,8]에 따라 판별이 크게 달라질 수 있다면 좋은 결과를 얻을 수 없다.

많은 경우에 불량 형태에 따라 특정 스케일 상에서는 그 형태를 잘 파악할 수 있으나 다른 스케일 상에서는 그 형태를 파악하기가 쉽지 않다. 패턴의 형태가 변해서 발생하거나 혹은 스케일이 유사한 이물질에 의해서 발생하는 불량은 주어진 영상의 스케일을 변화시키지 않아도 잘 보이는 반면, 얼룩 같은 불량이나 아주 큰 이물질에 의해 발생한 불량은 검사 영상과 동일한 스케일에서는 그 존재유무를 파악하기가 쉽지 않다. 사람의 경우 하나의 영상에서 다양한 스케일에 대응하여 그 대상을 인식하는데, 이는 하나의 영상을 볼 때 다양한 스케일을 순간적으로 파악하고 그에 맞는 스케일로 대상을 인식한다고 추정할 수 있다. 따라서 다양한 종류의 불량을 검출하기 위해서는 스케일 공간(Scale space)[8]상에서 검출을 시도해야 불량 유무를 파악할 수 있다.

본 논문에서는 위와 같은 기존 방법들의 약점을 보완하는 스케일 공간상에서 불량을 검출하는 방법을 제시한다. 이를 위해 먼저 스케일 공간을 생성하고 생성된 공간상에서 interest point를 찾는다. 검출된 interest point들에 대해 적절한 영역의 크기를 구하는 방법을 제시하고 생성된 영역이 불량인지 아닌지를 판별하는 방법을 제시한다.

2. 불량 검출

일반적으로 패턴으로 이루어진 영상에 존재하는 불량은 다음의 두 가지 특징을 지니고 있다. 첫째, 불량은 항상 곡선의 형태를 포함한다. 즉, 직선의 형태를 갖는 부분에는 불량이 존재하지 않는다. 둘째, 영상의 스케일이 달라질 때 특정 스케일에서 해당 불량이 더 쉽게 관찰되어 진다. 이러한 특징을 고려하여 제시하는 불량 검출 방법은 크게 세 단계로 이루어진다. 먼저 스케일 공간상에서 불량 가능성이 있는 영역의 중심점인 interest point[8]를 검출하고, 다음엔 interest point를 중심으로 패치(patch)라고 불리는 정방형의 영역을 생성한다. 마지막으로 주어진 패치와 인접한 패치를 이용하여 학습 패치들을 구하고 이들을 이용하여 주어진 패치의 불량 여부를 판정한다.

2.1 스케일 공간에서의 Interest point 검출

스케일 공간을 신호의 측면에서 보면, 기본적으로 Gaussian 컨벌루션(convolution) 연산을 사용하는데, Gaussian 필터는 주파수 특성상 저대역 통과 필터라고 할 수 있다. 이에 의해 비교적 높은 주파수 대역의 신호는 사라지고 낮은 주파수 대역의 신호만 남게 되므로 얼룩과 같은 낮은 주파수 대역의 신호만이 남게 된다. 한편으로 이를 영상의 측면에서 생각하면, 높은 분산 값을 갖는 Gaussian 필터를 적용한 결과는 영상을 축소한 것과 같다. 반복적으로 필터를 적용한 결과들은 영상으로부터 점점 멀어지면서 영상을 관찰하는 것과 같은 효과를 나타내게 되어 미세한 패턴은 점점 보이지 않게 되고 커다랗거나 혹은 얼룩과 같은 형태는 더 쉽게 관찰되어진다. 따라서 얼룩과 같이 큰 형태의 불량은 영상의 상위 스케일에서 검출해야 보다 정확한 검출 결과를 얻을 수 있다는 것을 알 수 있다.

이러한 특성을 이용하여 영상 내에서 불량후보의 중심점이 되는 interest point들을 찾는다[8]. 먼저 스케일 공간은 Gaussian 함수를 커널(kernel) 함수로 사용하여 컨벌루션 연산을 수행한 것으로 다음과 같다.

$$L(x,y,\sigma) = G(x,y,\sigma) * I(x,y) \tag{1}$$

여기서 I 는 입력 영상, x,y 는 영상의 좌표, 그리고 $*$ 는 컨벌루션 연산의 의미이고, G 는 Gaussian 함수 즉,

$$G(x,y,\sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma^2}} \tag{2}$$

이다.

생성된 스케일 공간상에서 형태에 관련된 성분만을 남기고 나머지 성분들을 제거하기 위하여 생성된 영상과 가장 가까운 k 배의 스케일 요소를 갖는 영상의 차를 구한다. 이는 다음과 같다.

$$S(x,y,\sigma) = (G(x,y,k\sigma) - G(x,y,\sigma)) * I(x,y) \tag{3}$$

이렇게 얻은 결과는 각 스케일별 윤곽선 검출의 결과와 같은데 불량은 항상 곡선 부분에만 존재하므로 직선과 같은 부분들은 제거하여 곡선 성분만이 있는 위치를 검출해야한다. 이를 위해 각 결과에 대해 해리스 디텍터(Harris detector)[9]를 적용하여 윤곽선들 중 직선부분들을 제거하고 원하는 점을 찾아낸다. 먼저 식 (3)의 결과를 해리스 디텍터의 입력으로 하여 얻은 결과를 $R(x,y)$ 라 한다면 위치 x,y 가 interest point인지의 여부는 다음의 수식을 통해 결정되어진다.

$$C(x,y) = \begin{cases} 1, & R(x,y) > R(x',y') \\ & \text{for } (x',y') \in N_e(x,y) \text{ and} \\ & R(x,y) > T \end{cases} \tag{4}$$

식 (4)는 입력영상 중 좌표 x,y 에 interest point가 존재하는지 유무를 판단하는 식이다. $N_e(x,y)$ 는 (x,y)

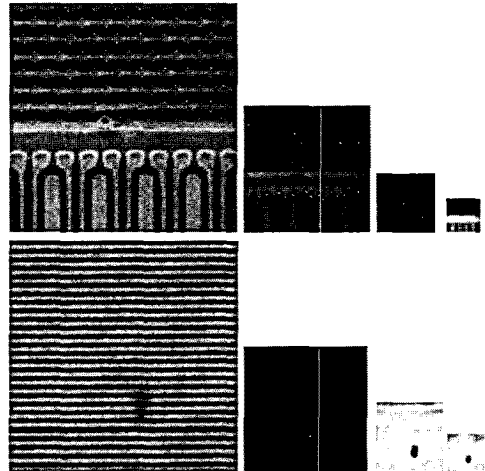


그림 1 스케일 공간상에서의 interest point 선정

를 중심으로 인접한 8개의 화소이고, T 는 임계치이다.

그림 1은 이를 통하여 얻은 결과에 대한 예제이다. 영상에서 보이는 흰색의 점들이 제시된 방법을 통하여 검출된 interest point들이다. 그림 중 상단의 그림은 불량 스케일이 작은 경우 이를 interest point로 검출할 수 있음을 보여주고, 하단의 그림은 불량 스케일이 큰 경우 이를 interest point로 검출함을 알 수 있다. 상단의 경우, 첫 번째, 두 번째, 세 번째 옥타브[8]에서 불량 interest point가 검출되었고, 하단의 경우 두 번째 옥타브에서 검출되었다.

2.2 패치의 크기 결정

찾아낸 interest point에 대한 불량 여부를 판별하기 위해서 먼저 이를 중심으로 검사 영역의 단위가 되는 패치를 정의한다. 패치는 정방형의 영역으로 이의 크기는 반복되는 패턴의 최소 주기를 이루는 화소의 개수로 주어진다.

패치의 크기는 Hong[10]의 에너지 모델을 수정한 모델을 이용하여 구한다. 우선 Hong의 모델은 인접한 패턴은 적어도 하나 이상의 동일한 패턴으로 나타난다는 사실을 기초로 하는데 이는 다음과 같다.

$$E(x,y,r) = D(P_{x,y,r}^R, P_{x,y,r}^N) - \alpha H(P_{x,y,r}^R) + \beta r \tag{5}$$

여기서 r 은 패치의 크기이고 D 는 두 패치간의 유사도를 측정하기 위한 함수로서 두 패치간의 기하학적 거리로서 주어진다. $P_{x,y,r}^R$ 은 위치 (x,y) 에서의 패치이고, $P_{x,y,r}^N$ 은 $P_{x,y,r}^R$ 에 인접한 패치이다. H 는 엔트로피(entropy)를 측정하는데 이것은 패치의 히스토그램의 복잡성을 의미한다. 이로 부터 $E(x,y,r)$ 를 최소화 하는 r 의 값이 위치 (x,y) 에서 가장 적합한 패치의 크기가 된다는 것을 알 수 있다.

하지만, 이와 같은 Hong의 모델은 불량 이 존재하지 않는 많은 정상적인 영상을 가정하고 있다. 따라서 불량이 존재하는 위치에서 패치 크기를 구하고자 할 때 이 모델을 이용한다면 적합한 크기를 구할 수 없다. 예를 들어 불량을 포함하는 패치의 크기를 구하고자 한다면 첫 번째 함수인 D 의 값이 작아져야 하는데 이 값은 불량 영향이 무시될 정도로 패치의 크기가 증가되었을 때 그 값이 감소하기 시작한다. 따라서 불량이 포함된 경우, 적절한 패치의 크기를 구할 수 없고 대부분 두 배 이상의 크기를 구하게 된다. 또한 두 번째 함수인 엔트로피함수는 그 목적이 패턴이 존재하지 않는, 즉 패치 내부의 화소의 밝기 값들의 분포가 균일한 경우를 대응하기 위함이다. 하지만 2.1절에서 구한 interest point들이 존재하는 곳은 반드시 곡선이 존재하는 부분이므로 밝기 값들의 분포가 균일한 부분이 존재하지 않는다.

이러한 문제점을 극복하기 위해 다음과 같이 수정된 에너지 모델을 제시한다.

$$E(x,y,r) = \left\{ \min_{i,j} D(P_{i_{xpr}}^N, P_{j_{xpr}}^N) - \alpha r \right\} \quad (6)$$

패치의 크기는 위의 식을 최소화 하는 r 값으로 결정된다. 여기서 $P_{i_{xpr}}^N$ 과 $P_{j_{xpr}}^N$ 은 $P_{x,y,r}^R$ 과 이웃하는 패치들이다. 제시된 모델은 임의의 위치 (x,y) 에서 중심을 제외시키고 주변만을 검사함으로써 그 크기를 알아낸다. 따라서 패치를 설정하고자 하는 곳에 불량이 포함되었거나 혹은 노이즈의 분포가 주변과 다르더라도 이에 상관없이 적합한 패치의 크기를 구하게 된다.

그림 2는 이에 대한 예이다. 여기서 좌측은 샘플 영상이고 오른쪽은 샘플 영상에 대해 +표시를 중심으로 에너지 그래프를 그린 것이다. 그래프 상에서 가로축은 패치의 크기 r 을 의미하고 세로축은 이에 대응하는 에너지를 나타낸다. 또한 점선은 기존의 Hong의 모델에 의한 에너지 그래프이고, 실선은 제시된 모델에 의한 에너지 그래프이며 O표시를 한 부분이 각 모델이 선택한 패치의 크기 r 의 위치이다. 먼저 상단의 그림은 불량이 존재하지 않는 경우인데, 점선의 사각형이 기존 모델에 의한 결과이고 실선의 사각형이 제시된 모델에 의한 결과이다. 예제의 그림은 가장 작은 패턴이 세로가 조금 더 긴 직사각형 모양을 하고 있는데, 기존의 모델은 수평, 수직 방향 중에서 작은 쪽의 크기를 결과로 보여주었다. 하지만 제시된 모델은 수평 수직이 모두 반복되는 크기를 결과로 출력하였다. 아래쪽 그림은 불량이 존재하는 경우인데 그래프에서 보듯이 기존의 모델은 불량이 존재하는 경우 이를 상쇄시키기 위해 그 크기가 커지는 반면에 제시된 모델은 이에 관계없이 같은 결과를 보여준다.

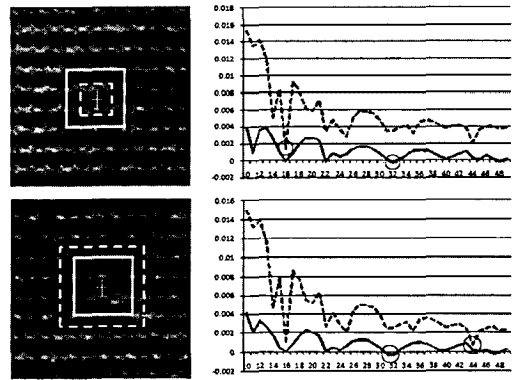


그림 2 패치 크기의 예

2.3 불량 후보의 검증

반복되는 패턴을 가진 영상에서의 패치는 영상내의 다른 패치를 회전과 이동, 그리고 불규칙 노이즈를 이용하여 표현할 수 있다[11]. 즉, 영상 내에서의 위치 (x,y) 에 존재하는 크기 r 인 패치 $P_{x,y,r}^R$ 에 대해

$$P_{x,y,r}^R = T(R(P_{x',y',r}^R)) + \epsilon \quad (7)$$

를 만족하는 패치 $P_{x',y',r}^R$ 이 존재한다면 패치 $P_{x,y,r}^R$ 는 불량이 아니라고 할 수 있으며 두 패치간의 유사도는 매우 높다고 할 수 있다. 여기서 T 는 이동 함수, R 은 회전 함수, ϵ 은 Gaussian 불규칙 노이즈를 나타낸다. 패치 $P_{x,y,r}^R$ 에 대해 영상 내에서 형성된 $P_{x',y',r}^R$ 간의 유사도는 Gaussian 확률 모델을 이용하여 측정될 수 있다.

측정된 유사도에 의해 주어진 패치 $P_{x,y,r}^R$ 의 불량 여부가 결정되기 때문에 신뢰도가 높은 $P_{x',y',r}^R$ 을 구하는 것이 매우 중요하다. 이러한 $P_{x',y',r}^R$ 을 구하기 위해 적절한 학습 데이터(training examples)들을 영상 내에서 패치 형태로 구한다. 먼저 $P_{x,y,r}^R$ 의 불량 여부에 관계없이 정상시의 $P_{x,y,r}^R$ 과 유사한 패치들을 영상 내에서 찾기 위해 $P_{x,y,r}^R$ 과 인접한 패치 $P_{x,y,r}^N$ 를 이용한다. 2.2절에서 제시된 에너지 모델로부터 인접한 패치들 간의 유사도가 매우 높도록 패치의 크기가 결정되어졌기 때문에 인접한 패치 $P_{x,y,r}^N$ 은 불량을 포함하지 않는다고 할 수 있다. 그림 3은 이에 대한 설명이다. 그림에서 $P_{x,y,r}^R$ 은 검사하고자 하는 패치이고, $P_{x,y,r}^N$ 은 이와 인접한 패치이다. 먼저 $P_{x,y,r}^N$ 을 이용하여 이와 유사한 패치를 주어진 영상 내에서 찾는다. 이 때 유사도는 NCC(Normalized Cross Correlation)를 이용하여 측정한다. 이렇게 해서 찾아낸 패치들은 $P_{x_1,y_1,r}^N, P_{x_2,y_2,r}^N, P_{x_3,y_3,r}^N, \dots, P_{x_K,y_K,r}^N$ 에 해당한다. 최종적으로 정상시의 $P_{x,y,r}^R$ 과

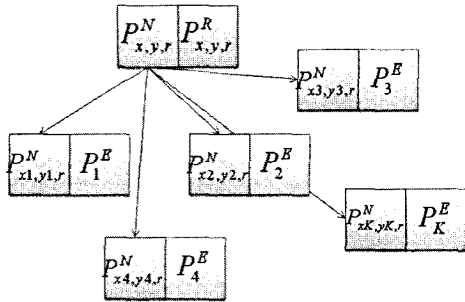


그림 3 학습 데이터 추출

유사한 패치들인 학습 데이터들은 이들과 인접한 패치 $P_1^E, P_2^E, P_3^E, \dots, P_K^E$ 로 주어진다.

이러한 학습 데이터를 가지고 Gaussian 분포를 따르는 $P_{x',y',r}^R$ 의 평균 μ 와 분산 Σ 을 구하고, $P_{x,y,r}^R$ 과의 상대적 확률을 Gaussian 분포에 따라 다음과 같이 구한다.

$$\Pr(P_{x,y,r}^R | P_{x',y',r}^R) = N(P_{x,y,r}^R | \mu, \Sigma) \quad (8)$$

위의 $P_{x',y',r}^R$ 에 대한 $P_{x,y,r}^R$ 의 상대적 확률이 높을수록 두 패치 간의 유사도는 높다고 할 수 있다. 학습 데이터, $P_k^E, k=1, \dots, K$, 를 이용하여 구한 μ 와 Σ 는 아래와 같다.

$$\mu = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K P_k^E \quad (9)$$

분산을 구하기 위해서 먼저 공분산 행렬을 구해야 하는데, $P_{x,y,r}^R$ 내의 각 화소 값들은 모두 독립이라고 볼 수 있으므로 대각행렬이 된다. 따라서 크기가 $r \times r$ 인 패치의 각 i 번째 화소의 분산 σ_i^2 는 다음과 같다.

$$\sigma_i^2 = \frac{1}{K-1} \sum_{k=1}^K (\mu_i - P_{k,i}^E)^2 \quad (10)$$

여기서 μ_i 는 μ 의 i 번째 요소이고, $P_{k,i}^E$ 는 k 번째 학습 데이터 P_k^E 의 i 번째 요소이다.

상대적 확률, $\Pr(P_{x,y,r}^R | P_{x',y',r}^R)$, 는 패치 $P_{x,y,r}^R$ 과 μ 간의 거리 값에 반비례 하므로, 이 거리 값이 분산으로부터 얼마나 벗어나 있는지를 판단하여 $P_{x,y,r}^R$ 의 불량 여부를 결정한다.

$$\sqrt{(\mu_i - P_{x,y,r,i}^R)^2} > \sigma_i \quad (11)$$

즉, 위와 같이 식의 좌변의 값이 우변보다 크다면 이 패치는 정상적인 패치와의 유사도가 낮으므로 불량이라고 판단되어 진다. 반대의 경우는 이 패치가 정상적인 패치와의 유사도가 매우 크다고 볼 수 있으므로 정상으로 판단되어 진다. 여기서 t 는 불량을 판단하기 위한 임계치인데, 작은 값을 사용하면 불량을 보다 엄격하게 판단하게 된다.

3. 실험

실험은 불량률의 스케일이 패턴의 스케일과 같고 그 크기가 비교적 작은 경우, 불량률의 스케일은 패턴의 스케일과 같으나 비교적 불량률이 차지하는 면적이 넓은 경우, 그리고 마지막으로 불량률의 스케일이 패턴의 스케일과 다른 경우에 대해서 진행하였다. 실험은 반도체 웨이퍼(wafer)를 SEM(Scanned Electronic Microscopy)을 이용하여 촬영된 영상을 대상으로 진행되었고, 영상마다 촬영된 배율은 상이하며 이 정보는 따로 입력되지 않았다. 영상의 크기는 대부분 512×512이고 몇몇 영상은 768×768의 해상도를 가진다. 실험에 사용된 총 영상의 수는 734개이며, 각각에 대한 실험 결과는 표 1과 같다. 여기서 underkill 항목은 불량률 포함한 영상을 불량률이 없다고 판단한 경우이며, overkill 항목은 불량률이 없는 영상을 불량률이 있다고 판단한 경우이고, Ok 항목은 올바르게 판단한 경우이다.

표 1 실험결과

class	총수	under kill	over kill	Ok (%)
Same Scale, Small Size	176	3	1	97.72
Same Scale, Large Size	140	8	2	92.86
Different Scale	118	9	0	92.37
Defect Free	300	0	12	96.00
Total	734	20	15	95.23

Interest point 검출 부분에서 Gaussian 피라미드(pyramid)[8]를 생성할 때, 각 옥타브에서 사용된 Gaussian 커널의 분산 값은 1.6에서 3.2까지의 값이 사용되었다. 이를 위해 다섯 장의 중간 영상을 생성하였으며 총 5개의 옥타브를 생성하였다. 따라서 하나의 영상을 검사할 때 Gaussian 피라미드는 25장의 영상을 생성하게 된다. 최종적으로 불량여부를 판단하기 위한 식에서 t 값은 3을 사용하였다. 실험에서 사용된 영상들은 임의의 패턴을 포함하고 있는 영상이고 촬영된 영상의 스케일은 패턴과 동일하다.

3.1 불량률과 패턴의 스케일이 유사하고 크기가 작은 경우

패턴을 지닌 영상에서 가장 흔하게 나타나는 불량률으로써 불량률의 형태는 또렷하게 관찰되며 그 크기는 불량률이 없는 경우 패치 사이즈와 유사한 경우이다. 불량률의 형태가 명확하게 관찰되는 것으로부터 그 스케일이 패턴과 유사하다는 것을 알 수 있다.

그림 4의 상단은 이러한 불량률들을 포함하는 4개의 검사 영상들의 예제이다. 그림에서 보듯이 패턴의 형태도 선명하고 불량률의 형태 또한 선명한 것을 알 수 있다.

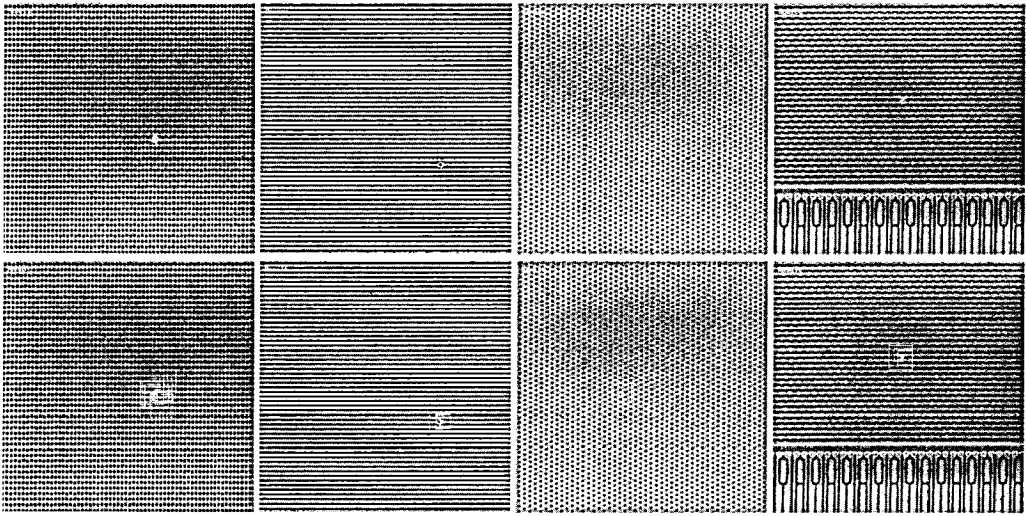


그림 4 스케일은 같고 패턴과 동일한 크기의 불량 검출

따라서 이러한 영상들은 패턴에 적합한 스케일과 검출하고자 하는 대상의 스케일이 유사한 경우이며, 각 영상들에 대해 제시된 방법을 적용하였다. 그 결과는 그림 4의 하단에서 보이듯이 모든 경우에 불량을 포함한 패치를 검출 하였다. 그림에서 각 사각형의 크기는 제시된 방법에 의해 찾아낸 패치 크기이다.

3.2 불량과 패턴의 스케일이 유사하고 크기가 큰 경우

그림 5는 불량과 패턴의 스케일은 유사하나 패턴의 크기에 비해 그 크기가 큰 불량들에 대해 제시된 방법을 적용하여 얻은 결과이다. 상단은 검사 영상이고 하단은 결과 영상이다.

이 경우에는 불량 검출이 패턴에 적합한 하위 스케

일과 전체 영상을 축소시킨 상위 스케일 모두에서 가능하였다. 단지 제시된 방법은 불량 크기가 패치의 크기로 제한되기 때문에 하위 스케일에서는 패치 크기가 불량 크기보다 작아 저서 검출된 패치는 불량의 가장자리 일부만을 포함하였다. 상대적으로 상위 스케일에서는 불량 전체를 포함하는 패치를 검출 할 수 있었다. 이로부터 단지 불량 검출이 아닌 불량 전체의 형태를 검출하고자 할 경우에는 스케일에 변화를 주어 제시된 방법을 적용해야 함을 알 수 있다.

3.3 불량과 패턴의 스케일이 다른 경우

그림 6은 불량 스케일과 패턴의 스케일이 다른 경

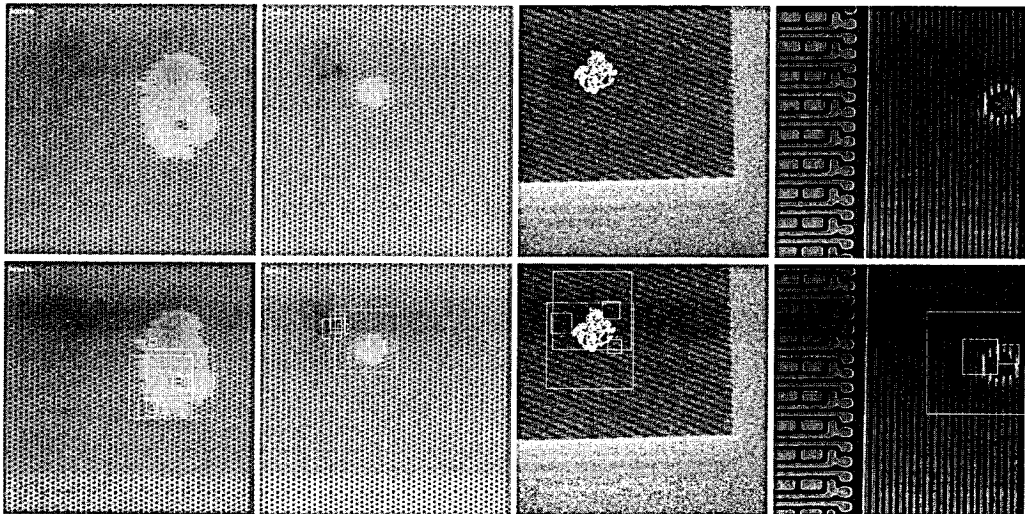


그림 5 스케일은 동일하나 패턴의 크기보다 큰 불량 검출

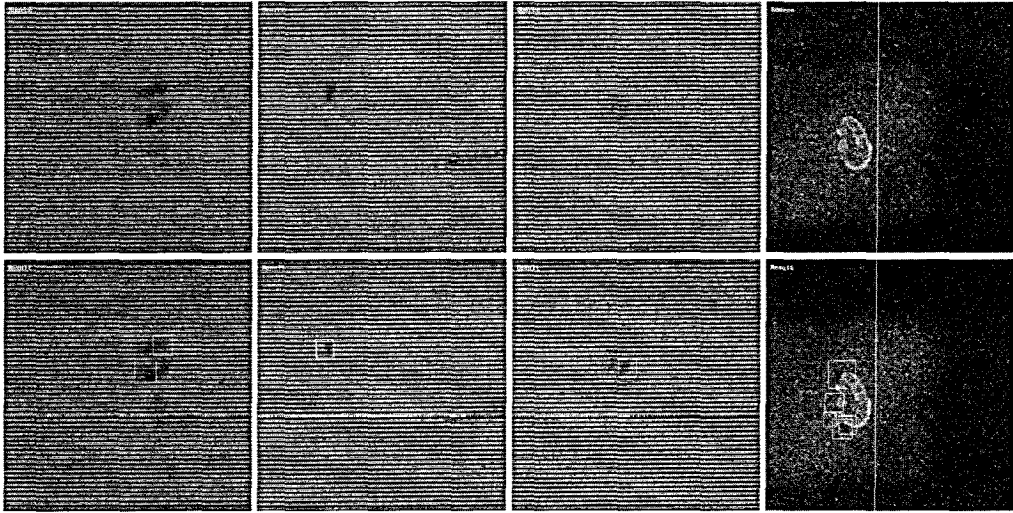


그림 6 불량 패턴의 스케일과 패턴의 스케일이 다른 경우

우에 대한 실험 결과이다. 이러한 불량중 대표적인 불량은 얼룩과 같은 불량이다. 상단은 검사 영상이고 하단은 결과 영상이다. 그림에서 보듯이 제시된 방법은 얼룩과 같은 테두리가 희미한 불량도 검출되어지는 것을 알 수 있다.

이 경우 얼룩과 같이 가장자리가 희미한 불량들은 패턴에 적합한 하위 스케일 하에서는 검출되지 않았다. 오히려 상위 스케일로 점차로 변화 시켜 불량에 적합한 스케일 하에서 제시된 방법을 적용하여 불량을 검출하였다.

3.4 검토

실험은 제시된 방법들을 검증하기 위해 반도체 wafer를 SEM을 이용하여 얻은 영상에 대해 수행되었다. 이러한 영상들은 반복되는 패턴들을 하나 혹은 둘 이상 포함하고 있으며 대체로 많은 양의 노이즈를 포함하고 있으며 발생하는 불량 종류 또한 다양하다. 다양한 불량들은 그 스케일과 크기에 따라 나뉘어져 실험되었으며 실험의 결과로부터 불량 크기나 스케일에 관계없이 불량을 검출함을 확인할 수 있었다.

실험의 결과로부터 알 수 있는 사실은 불량을 검출함

에 있어서 반드시 고려해야 할 요소 중 하나는 스케일이라는 것이다. 불량과 불량이 아닌 것을 쉽게 판단하기 위해서는 둘 사이의 구분이 명확해야 하는데 스케일을 사용하게 되면 이 둘 사이의 구분이 좀 더 명확해진다. 이는 특별히 불량과 패턴의 스케일이 다른 경우 좀 더 명확해진다.

그림 7은 패턴의 스케일과 불량 스케일이 다른 경우에도 이를 검출했을 때의 그래프이다. 그래프가 나타내는 값은 식 (9)로부터 얻은 행렬과 불량으로 의심되는 패치와의 거리를 식 (11)의 좌변 값과 우변 값의 차를 이용하여 표시한 그래프이다. 그래프 상의 수직축은 이 값을 의미하며 수평축은 스케일을 의미한다. 또한 수평축의 숫자는 Octave이다. 그림에서 알 수 있듯이 스케일을 변경하지 않으면 그래프 상의 가장 좌측의 값을 불량 판정을 위해 사용하게 되는데, 이 값이 매우 작게 나와 불량과 불량이 아닌 부분을 구별하기가 쉽지 않다. 하지만 스케일을 변경하게 되면 이 값이 변하게 되며 최대가 되었을 때 불량을 검출하게 되므로 보다 쉽게 불량을 검출할 수 있다. 따라서 불량을 보다 정확하게

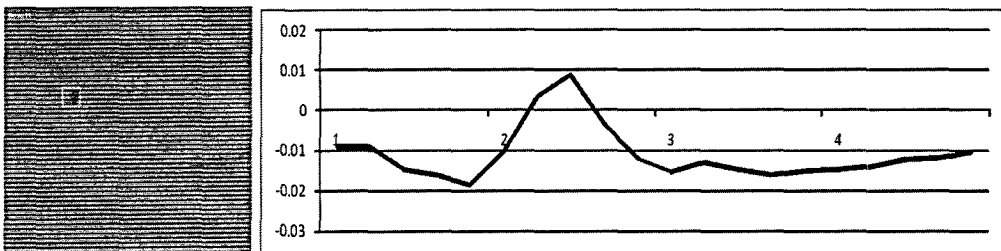


그림 7 스케일 변경 시 불량 검출 값의 변화

검출하기 위해서는 검사의 과정에 반드시 스케일 요소를 고려해야만 한다.

기존에 제시된 방법들은 불량 검출에 있어서 스케일 요소를 고려하지 않았다. 따라서 이러한 방법들은 얼룩과 같은, 즉, 불량률의 스케일과 패턴의 스케일이 다른 경우 불량을 검출하기가 어렵다. 만약 이러한 불량을 검출하기 위해 알고리즘을 변경한다면 다른 불량들을 검출하기 어려워지거나 혹은 너무 많은 불량을 검출하게 된다. 따라서 스케일 공간상에서 불량을 검출한다면 알고리즘의 변경 없이 불량률의 스케일이 변경된다고 하더라도 이를 검출할 수 있다.

4. 결론

본 논문은 다수의 패턴이 반복되는 영상 내에서 불량을 검출하는 방법을 제시하였다. 우선 영상에서 불량 가능성이 있는 위치를 구하고 이를 중심으로 불량을 포함할 수 있는 최소의 정방형 영역을 생성하였다. 이를 학습을 통해 얻은 참조 영상과 비교하여 불량 여부를 판단하였다. 또한 영상내의 패턴과 불량에 적절한 각각의 스케일이 서로 다른 경우 다양한 스케일 상에서 제시 방법을 적용함으로써 최적의 결과를 얻을 수 있게 하였다. 마지막으로 제시된 방법의 성능은 반도체 웨이퍼를 SEM을 이용하여 얻은 영상에 대해 수행되었다.

참고 문헌

- [1] I. C. Baykal, R. Muscedere, G. A. Jullien, "On the use of hash functions for defect detection in textures for in camera web inspection systems," *IEEE International Symposium In Circuits and Systems*, vol.5, pp.665-668, 2002.
- [2] N.G. Shankar, Z.W. Zhong, "Defect Detection on Semiconductor wafer surfaces," *Microelectronic Engineering*, vol.77, no.3-4, pp.337-346, April, 2005.
- [3] DM Tsai, CT Lin, and JF Chen, "The evaluation of normalized cross correlations for defect detection," *Pattern Recognition Letters*, vol.24, no.15, pp.2525-2535, November, 2003.
- [4] H. Ngan, G. Pang and N. Yung, "Motif based defect detection for patterned fabric," *The Journal of the Pattern Recognition*, vol.41, no.6, pp.1878-1894, Jun., 2008.
- [5] Y. Liu, R. Collins and Y. Tsin, "A Computational Model for Periodic Pattern Perception Based on Frieze and Wallpaper Groups," In *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol.26, no.3, pp.354-371, Mar., 2004.
- [6] O. Boiman, M. Irani, "Detecting Irregularities in Images and Video," *International Journal of Computer Vision*, vol.74, no.1, pp.17-31, Jan., 2007.
- [7] D. Lowe, "Distinctive Image Features From Scale-Invariant Keypoints," *International Journal of Computer Vision*, vol.60, no.2, pp.91-110, Nov., 2004.
- [8] K. Milkolajczyk, C. Schmid, "Scale & Affine Invariant Interest Point Detectors," *International Journal of Computer Vision*, vol.60, no.1, pp.63-86, Nov., 2004.
- [9] C. Harris and M. Stephens, "A Combined Corner and Edge Detector," in *Alvey Conference*, pp.147-152, 1988.
- [10] B. Hong, S. Soatto, and K. Ni, "The Scale of a Texture and its Application to Segmentation," *IEEE conference on CVPR*, vol.60, no.1, pp.1-8, Jun., 2008.
- [11] O. Boiman, M. Irani, "Similarity by Composition," *Neural Information Processing System*, vol.2006, Dec., 2006.



이 장 희

2001년 중앙대학교 전자전기공학부 졸업(학사). 2003년 중앙대학교 전자전기공학부 졸업(석사). 2003년~현재 삼성전자 생산기술 연구소 재직 중. 2007년~현재 서울대학교 전기 컴퓨터공학부 박사과정이며 관심분야는 컴퓨터 비전, 기계학습,

패턴인식



유 석 인

1970년에 서울대학교 전기공학과에 입학하여 1977년에 졸업(학사). 1980년에 미국 Lehigh University 대학원 졸업(석사) 1985년에 미국 University of Michigan 대학원을 졸업하고 컴퓨터공학 박사학위 취득. 1985년부터 현재까지 서울대학교 컴퓨터공학부에서 교수로 재직 중이며 관심분야는 컴퓨터 비전, 패턴인식, 기계학습, 그리드 컴퓨팅