

블록 기반 클러스터링과 히스토그램 카이 제곱 거리를 이용한 반도체 결함 원인 진단 기법

이영주[†], 이정진^{**}

요 약

본 논문에서는 반도체 산업 영상에서 반도체의 결함 원인 진단 기법을 제안한다. 제안 기법은 먼저 결함 영상에 대한 특징 데이터베이스를 구축한다. 다음으로 결함 영상과 입력 영상을 블록 단위로 영역 분할을 수행한 후 컬러 히스토그램을 계산하여 블록들 사이의 히스토그램 카이 제곱 거리를 이용한 블록 유사성을 측정한다. 다음으로 각 영상에서 탐색된 블록들에 대하여 클러스터링을 수행하여 영역을 연결된 객체 단위로 군집한다. 마지막으로 각 클러스터들의 특징을 추출하여 클러스터 간 유사성 측정으로 가장 유사성이 높은 결함 영상을 특징 DB에서 탐색하여 결함 원인 정보와 함께 제시한다. 검색 결과 유사도 상위 n개의 영상 중에서 입력 영상과 동일한 범주의 결함을 갖는 영상이 검색되는 비율을 구하여 제안 기법의 정확성을 검증하였다. n = 1, 2, 3에 대해서 결함 범주에 상관없이 검색 정확도는 모두 100%로 제안 기법은 실제 산업 응용이 가능한 정확한 검색 결과를 보여주었다.

Cause Diagnosis Method of Semiconductor Defects using Block-based Clustering and Histogram χ^2 Distance

Youngjoo Lee[†], Jeongjin Lee^{**}

ABSTRACT

In this paper, we propose cause diagnosis method of semiconductor defects from semiconductor industrial images. Our method constructs feature database (DB) of defect images. Then, defect and input images are subdivided by uniform block. And the block similarity is measured using histogram kai-square distance after color histogram calculation. Then, searched blocks in each image are merged into connected objects using clustering. Finally, the most similar defect image from feature DB is searched with the defect cause by measuring cluster similarity based on features of each cluster. Our method was validated by calculating the search accuracy of n output images having high similarity. With n = 1, 2, 3, the search accuracy was measured to be 100% regardless of defect categories. Our method could be used for the industrial applications.

Key words: Semiconductor Defect(반도체 결함), Cause Diagnosis(원인 진단), Block-based Clustering (블록 기반 클러스터링), Histogram χ^2 Distance(히스토그램 카이 제곱 거리), Semiconductor Industrial Images(반도체 산업 영상)

※ 교신저자(Corresponding Author) : 이정진, 주소 : 서울특별시 동작구 노량진동 332번지 쌍용예가아파트 103동 1207호(156-050), 전화 : 02)2164-4911, E-mail : imagination@catholic.ac.kr

접수일 : 2012년 5월 17일, 수정일 : 2012년 7월 15일

완료일 : 2012년 7월 20일

[†] 정희원, 삼성전자 생산기술연구소 책임연구원 (E-mail : spicio2@gmail.com)

^{**} 정희원, 가톨릭대학교 디지털미디어학부 조교수

※ 본 연구는 2012년도 가톨릭대학교 교비연구비의 지원으로 이루어졌음. 또한, 이 논문은 2011년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임 (No. 2011-0014041).

1. 서 론

소수의 제품을 대량으로 생산하는 특징을 갖는 반도체 산업은 경쟁 업체들 사이에서 제품의 품질이 거의 대등하므로 반도체 제품을 어떻게 효율적으로 생산하여 비용을 절감하여 제품의 가격을 낮출 수 있는지가 핵심적인 경쟁력이 되는 산업이다. 반도체 제품의 효율적인 생산을 위해서는 반도체 결함 검사의 효율성을 높여 반도체 수율을 극대화하여 결과적으로 제품 1개당 생산 비용을 낮추어 수익률을 높이는 것이 매우 중요하다.

기존 반도체 산업에서는 수작업으로 반도체 제품의 결함 검사를 수행하였다. 하지만, 수작업의 경우 결함의 검출과 결함의 종류에 대한 분류가 검사자 개인의 역량에 크게 좌우되어 검사자들 사이의 편차가 존재할 수 있다는 한계점이 있다. 또한, 동일한 검사자라 하더라도 검사자의 피로에 의해서도 결함에 대한 판단이 달라질 수 있어 일관성이 떨어진다는 문제점이 있다.

최근 이러한 수작업에 의한 결함 검출 방식의 한계점을 해결하여 결함 검출의 정확성과 일관성을 높이기 위하여 영상 처리 기법을 이용한 자동 결함 검출 방법에 대한 연구가 수행되었다. 반도체 영상에서 결함은 규칙적인 패턴을 갖는 반도체 영상에서 규칙성이나 밝기의 측면에서 정상 영역과 다르게 불규칙적인 형태로 정의할 수 있으므로 규칙적인 패턴을 갖는 정상 영역과의 차이를 찾는 기법에 대한 연구가 수행되었다. 이를 위하여 자가 참조적 마스트 기법 [1], 프랙탈 인코딩 알고리즘 [2], 템플릿 기반 비전 시스템 [3], ICA를 이용한 주기적 패턴 분석 [4], 형태적인 변형과 밝기 값의 차이 분석 [5] 등을 이용한 결함 검출 기법이 제안되었다. 하지만, 이러한 정상 영상과 결함 영상의 차이를 결함으로 인식하는 방법은 배경의 복잡도가 높아져 패턴의 추출이 어려워지거나 결함이 영상에서 차지하는 면적이 상당히 커지게 되면 적용하기 힘든 문제점이 있다.

위와 같은 문제로 인하여 본 논문에서는 배경이 복잡한 경우에는 배경과 무관하게 결함을 직접 고려하는 방법론을 제안한다. 또한, 일반적인 반도체 결함의 두 가지 유형인 형태적 변형(geometric defect)과 밝기 값 차이(intensity defect) [5,6]를 모두 고려하여 결함 영상을 구별하는 방법론을 제안한다. 이에

더하여 결함이 있는 제품을 제거하기 위해서는 제조 후에 결함을 검출하는 것이 필요하다. 하지만, 결함 원인을 알아야만 근본적인 수율의 개선이 가능하기 때문에 본 논문에서는 결함의 원인을 진단하는 기법을 제안한다.

본 논문은 다음과 같은 순서로 구성되어 있다. 2장에서는 본 논문에서 제안한 반도체 산업 영상의 결함 원인 진단 기법에 대하여 설명한다. 3장에서는 실험 결과를 기술하고, 4장에서는 결론을 맺는다.

2. 반도체 결함 원인 진단 기법

본 논문에서 제안한 반도체 결함 원인 진단 기법은 네 가지 단계로 구성된다. 먼저 결함 영상에 대한 특징 데이터베이스를 구축한다. 다음으로 결함 영상과 입력 영상을 블록 단위로 영역 분할을 수행한 후 컬러 히스토그램을 계산하여 블록들 사이의 히스토그램 카이 제곱 거리를 이용한 블록 유사성을 측정한다. 다음으로 각 영상에서 탐색된 블록들에 대하여 클러스터링을 수행하여 영역을 연결된 객체 단위로 군집한다. 마지막으로 각 클러스터들의 특징을 추출하여 클러스터 간 유사성 측정으로 가장 유사성이 높은 결함 영상을 특징 DB에서 탐색하여 결함 원인 정보와 함께 제시한다. 그림 1은 본 논문에서 제안한 기법의 전체적인 과정을 보여준다.

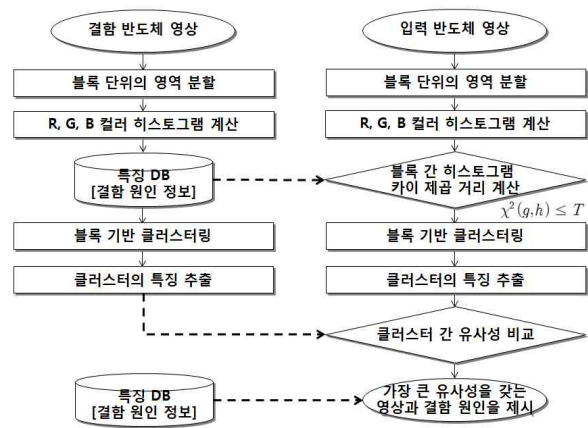


그림 1. 본 논문에서 제안한 기법

2.1 결함 영상에 대한 특징 데이터베이스 구축

본 연구에서는 결함을 갖는 반도체 영상들에 대하여 해당 영상의 특징과 결함 원인에 대한 정보를 데

이터베이스(DB)로 구축한다. 이를 위하여 먼저 결함을 갖는 각각의 반도체 영상에 대하여 영상의 영역을 분할한다. 일반적으로 영상의 영역을 분할하는 방법은 크게 두 가지가 있다. 첫 번째는 영역의 색상 등의 특징을 이용하여 유사한 영역으로 나누는 방법이다. 이 방법은 영상의 내용과 더 높은 연관성을 가질 수 있으나 영상에 포함되어 있는 객체들의 크기가 작고, 개수가 많은 경우에 정확한 영역 분할이 매우 어렵다는 문제점이 있다. 두 번째는 위치 정보만을 이용하여 분할을 실시하는 것이다. 반도체 영상은 결함의 크기가 영상에서 차지하는 비율이 최소 0.1%에서 최대 80%에 달하여 편차가 매우 크고 배경도 다양하여 첫 번째 방식인 색상 유사도를 기준으로 영역을 분할하는 방법은 적용하기에 적합하지 않았다. 또한, 입력 영상에 존재하는 결함에 대한 사전 정보가 존재하지 않는다. 해당 영상이 어떤 종류의 결함을 가지고 있고, 크기나 형태 등의 결함에 대한 정보가 전혀 존재하지 않는다. 따라서 본 논문에서는 입력 영상과 유사한 결함을 검출하기 위하여 영상을 반도체 영상의 위치 정보를 이용하여 그림 2와 같이 $k \times k$ 의 일정한 크기의 블록 단위로 영역을 분할하여 상세한 분석을 수행한다.

영상을 블록 단위로 분할한 후에는 각 블록 별로 컬러 히스토그램을 붉은색(R) 공간, 녹색(G) 공간, 파란색(B) 공간에 대하여 각각 계산하여 저장한다. 본 논문에 사용된 반도체 영상은 컬러 영상으로 영상의 색상 특징을 가장 잘 살리기 위해서 각각의 차원에 대하여 개별적으로 컬러 히스토그램을 계산한다. 컬러 히스토그램 계산을 위해서 먼저 적절한 색상 공간을 선택하고, 해당 색상 공간의 밝기값을 양자화하여 정보의 크기를 줄이고, 잡음의 영향을 최소화한다. 양자화는 선형 양자화 기법을 사용하여 0부터



그림 2. 블록 단위 영역 분할

255 사이의 값을 갖는 각 색상 공간의 밝기값을 0부터 31 사이의 값 사이의 범위로 총 32개의 값을 갖도록 변환한다. 컬러 히스토그램은 영상 내의 각 화소에 대해 동일하게 양자화된 색상을 계수함으로써 얻을 수 있다. 이때 컬러 히스토그램 계산의 대상이 되는 각각의 블록은 총 $k \times k$ 개의 화소로 구성되어 있기 때문에 개별 블록에 대한 R, G, B 각각의 컬러 히스토그램은 모두 도수의 총합이 $k \times k$ 로 동일하다. 위 과정을 모든 결함이 없는 반도체 영상들에 대하여 반복하면, 특징 DB의 구축이 완성된다. 특징 DB 구축은 한 번 구축이 끝난 뒤에는 새로운 입력 영상에 대하여 반복하여 수행할 필요가 없다.

2.2 히스토그램 카이 제곱 거리를 이용한 블록 유사성 측정

입력 반도체 영상도 결함 영상에 대한 특징 DB 영상과 동일하게 $k \times k$ 의 일정한 크기의 블록 단위로 영역을 분할한다. 입력 영상을 블록 단위로 분할하는 이유는 결함 영상에 대한 특징 DB 영상과 동일한 방법으로 영역을 분할하여 보다 정확한 비교를 수행하기 위함이다. 영역이 분할되면, 각 블록들에 대하여 결함 영상에 대한 특징 DB 영상의 생성 시와 동일한 방식으로 R, G, B 각각에 대한 컬러 히스토그램을 계산한다.

다음으로 입력 반도체 영상 내의 모든 블록과 결함 영상에 대한 특징 DB 내의 모든 블록의 각각의 쌍에 대하여 유사성을 컬러 히스토그램을 이용하여 측정한다. 본 논문에서는 R, G, B 각각에 대하여 컬러 히스토그램을 계산하므로 결과적으로 흑백 히스토그램과 유사하게 간주될 수 있으므로 히스토그램 카이 제곱(χ^2) 거리를 이용하여 R, G, B 각각에 대한 블록 유사성을 측정한다. 예를 들면, 색상 R에 대하여 특정 블록은 $k \times k$ 개의 화소로 구성되어 있고, 각 화소의 색상 R에 해당하는 밝기값은 양자화를 통하여 0부터 31의 값을 갖게 된다. 0부터 31사이의 값에 대하여 각각 몇 개의 화소가 해당 밝기값을 갖는지를 계산하면, 0부터 31사이의 x좌표 값에 대하여 각각 y좌표 값에 해당 밝기값을 갖는 화소의 개수를 계산할 수 있다. 이와 같은 과정을 통하여 특정 블록의 색상 R에 대한 컬러 히스토그램을 계산할 수 있다. 결함 영상에 대한 특징 DB 내의 한 블록에 대하여 R, G, B 중 하나의 색상에 대한 히스토그램을 g 라

고 하고, 입력 반도체 영상 내의 한 블록에 대하여 동일한 색상에 대한 히스토그램을 h 라고 하면, 두 블록 사이의 히스토그램 카이 제곱 거리는 다음과 같이 계산될 수 있다[7].

$$\chi^2(g, h) = \frac{1}{2} \sum_i \frac{(g(i) - h(i))^2}{g(i) + h(i)} \quad (1)$$

윗 식에서 χ^2 는 양자화된 밝기값을 의미한다. 식 (1)의 히스토그램 카이 제곱 거리가 0에 가까울수록 두 블록은 유사하다고 판단될 수 있고, 단순히 블록의 평균 등의 통계량을 비교하는 것에 비하여 블록의 전반적인 유사성을 판단하는데 더 적합하다.

다음으로 히스토그램 카이 제곱 거리의 유사성 척도가 특정 임계값 이하인 입력 반도체 영상 내의 블록과 결함 영상에 대한 특징 DB 내의 블록에 대한 쌍을 탐색한다. 이때 R, G, B 세 가지 색상 영역에서 모두 임계값 이하의 유사성 척도를 보이는 경우에만 대응되는 블록을 탐색한다.

$$\chi_R^2(g, h) \leq T, \chi_G^2(g, h) \leq T, \chi_B^2(g, h) \leq T, \quad (2)$$

이 식에서 $\chi_R^2(g, h)$, $\chi_G^2(g, h)$, $\chi_B^2(g, h)$ 는 각각 R, G, B 색상에 대한 히스토그램 카이 제곱 거리를 나타내고, T 는 임계값을 나타낸다. 세 색상 영역의 교집합을 선택하는 과정을 통하여 인간의 시각과 가장 유사한 색상을 갖는 영역을 탐색할 수 있다.

2.3 블록 기반 클러스터링

다음으로 본 논문에서는 영상의 세부적인 분석을 위하여 인위적으로 분할하였던 영역들을 다시 연속성을 갖도록 블록 기반 클러스터링을 수행한다. 전 단계에서는 먼저 결함 영상을 동일한 크기의 블록 단위로 영역을 분할 한 후에 입력 영상과 유사한 블록을 탐색한다. 하지만, 임의의 크기로 구분한 블록은 컬러 히스토그램을 통하여 결함과 색상이 유사한 부분을 찾을 수 있다는 장점이 있지만, 크기, 형태 등의 정보는 표현할 수 없다는 한계점이 있다. 그러나 시각적 인식에는 색상뿐만 아니라 크기와 형태도 매우 중요한 요소이기 때문에 이를 고려할 필요가 있다. 따라서 본 논문에서는 블록 기반 클러스터링을 통하여 탐색된 블록들을 연결하여 의미를 가지는 하나의 객체로 생성한다.

히스토그램 카이 제곱 거리의 유사성 척도에 따라서 식 (2)에 의하여 탐색된 입력 반도체 영상 내의

블록들을 8-이웃(neighborhood) 연결성을 기준으로 클러스터링을 수행한다[8,9]. 여기서 8-이웃 연결성은 특정 블록에 대하여 주변 블록의 범위를 가로, 세로, 대각선 방향의 총 8 방향의 인접 블록들을 고려한 것을 의미한다. 입력 반도체 영상에서 유사성 척도로 탐색된 블록들이 연속적으로 8-이웃에 속한다면 이 블록들은 그림 3에서와 같이 동일한 클러스터에 속하게 된다.

이러한 블록 기반 클러스터링은 탐색된 모든 블록을 분석에 사용하는 것이 아니라 실제 결함과 가장 유사한 클러스터에 해당하는 블록만을 분석에 사용함으로써 잡음의 영향을 최소화할 수 있다. 본 논문에서 사용한 영상들은 실제 업체에서 촬영된 반도체 영상이므로 매우 다양한 배경을 포함하고 있기 때문에 결함과 유사한 색상 특성을 가지는 배경 영역이 존재할 수 있다. 이러한 경우에 배경 영역에서 잘못 탐색된 블록까지 유사성 비교에 사용하면 결함 검출의 정확도를 떨어뜨릴 수 있다. 따라서 가장 유사한 클러스터 이외의 블록들을 탐색에서 제외하는 방법을 통하여 결함과 가장 유사한 객체에 대해서만 분석을 수행할 수 있도록 한다. 이때 개별 입력 영상에 다수의 클러스터가 존재할 수 있으며 하나의 클러스터는 적어도 하나 이상의 블록으로 구성된다.



그림 3. 블록 기반 클러스터링의 예시

2.4 클러스터 유사성 측정을 이용한 결함 영상 탐색

이전 단계에서 블록을 탐색할 때는 컬러 히스토그램의 히스토그램 카이 제곱 거리 유사성 척도를 이용했지만 클러스터들 사이의 유사성 비교 시에는 클러스터의 형태, 클러스터를 구성하는 블록들의 갯수를 특징으로 이용한다. 클러스터의 형태는 원형성(circularity)과 장축 대 단축 비율(aspect ratio)로 모델링한다. 원형성은 클러스터의 형태가 얼마나 원에 가까운지를 측정하기 위한 것으로 다음과 같이 정의된다.

$$Circularity = \frac{4\pi A(X)}{(P(X))^2}, \quad (3)$$

이 식에서 $A(X)$ 는 클러스터 X 의 면적이고, $P(X)$ 는 클러스터 X 의 둘레의 길이를 의미한다. 장축 대 단축 비율은 말 그대로 장축과 단축의 비로 클러스터의 납작한 정도로 다음과 같이 정의된다.

$$Aspect\ Ratio = \frac{F_{min}(X)}{F_{max}(X)}, \quad (4)$$

이 식에서 $F_{min}(X)$ 와 $F_{max}(X)$ 는 그림 4에서와 같이 클러스터 X 의 단축과 장축의 길이를 의미한다.

전체적 과정을 살펴보면 먼저 색상 특징이 반영된 컬러 히스토그램과 히스토그램 카이 제곱 거리를 이용해서 블록을 선택한다. 다음으로 선택된 블록들을 클러스터링 하여 클러스터의 형태적인 특성을 이용해서 최종적인 분류를 실시한다. 이는 앞서 설명한 결함의 일반적인 구분 기준인 색상과 형태를 순차적으로 모두 이용하여 결함을 검출 하고자 하는 것이다. 마지막으로 사용자에게 검출 결과를 출력해 보여주는 단계이다. 이를 위하여 입력 영상의 클러스터들에 대하여 가장 유사도가 높은 클러스터를 가진 특징 DB의 영상을 결함 원인 정보와 함께 출력하여 보여 준다.

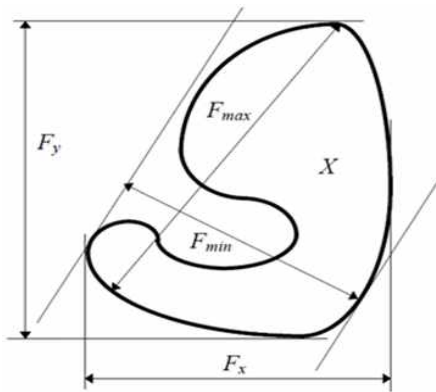


그림 4. 장축 대 단축 비율

3. 실험 결과

제안 기법에 대한 실험은 Intel Core2Duo Q8400 2.66GHz CPU와 4GB 메모리를 갖는 시스템에서 수행되었다. 특징 DB는 총 5가지 결함 원인을 갖는 영상 500장(각 범주마다 100장 씩)에 대하여 각 영상에 대하여 결함 원인에 대한 반도체 영상 전문가의 주석

을 첨부하여 생성하였다. 제안 기법은 그림 5와 같이 각 결함 원인 별로 총 50개의 입력 영상에 대하여 적용하였다. 특징 DB 구축과 실험에 사용된 모든 영상은 수평방향으로 384화소, 수직방향으로 512화소의 크기였다. 특징 DB 구축과 실험에 사용된 모든 영상은 동일한 프로토콜로 삼성전자에서 획득하였다.

제안 기법으로 반도체 결함 원인 진단을 수행하기 위하여 몇 가지 인자 설정이 선행되어야 한다. 먼저 반도체 영상은 8×8 의 일정한 크기의 블록 단위로 영역을 분할하였다. 또한, 블록들 사이의 유사성 측정을 위한 히스토그램 카이 제곱 거리의 임계값 T 는 0.2일 때, 그림 6에서와 같이 최적의 블록 유사도

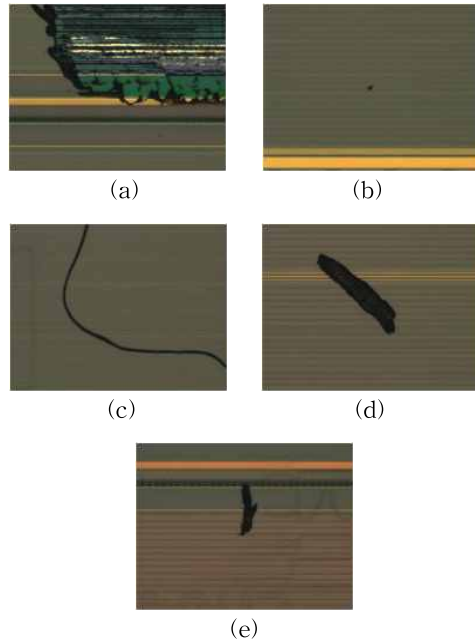


그림 5. 결함 원인에 따른 영상 분류. (a) 포토 디포커스 (b) 파티클 기인 패턴 불량 (c) 설비성 선형 불순물 (d) 설비성 분진 불순물 (e) 페놀 및 나트륨 오염

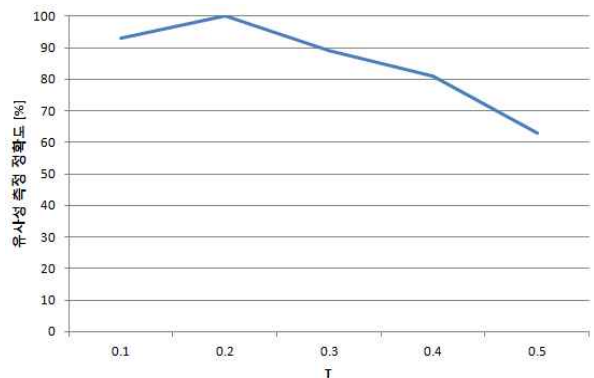


그림 6. 임계값에 따른 블록 유사성 측정 정확도

측정 결과를 얻을 수 있었다. 그림 6의 실험에서는 100쌍은 반도체 전문 검사원이 판단하기에 유사한 블록의 쌍으로 나머지 100쌍은 유사하지 않은 블록의 쌍으로 총 200쌍의 블록에 대하여 블록 유사성 측정 정확도를 계산하였다. 임계값 T 가 너무 작을 경우 시각적으로 유사한 블록의 쌍들 중 일부를 유사하지 않다고 판단하는 경우가 발생하여 정확도가 오히려 더 감소하게 되었다.

검색 결과 유사도 상위 n 개의 영상 중에서 입력 영상과 동일한 원인의 결함을 갖는 영상이 검색되는 비율을 구하여 검색 정확도를 측정하여 제안 기법의 유용성을 평가하였다. 본 논문에서는 $n = 1, 2, 3, 5, 10$ 에 대하여 검색정확도를 그림 7과 같이 측정하였다. 유사도 상위 $n = 1, 2, 3$ 에 대해서는 결함 원인에 상관없이 검색 정확도는 모두 100%로 제안 기법은 정확한 검색 결과를 보여주었다. 하지만, n 을 5, 10으로 크게 하면, 특정한 원인을 갖는 결함 영상에 대하여 검색 정확도가 떨어지는 것을 확인할 수 있었고, 이는 유사도 상위 n 값을 크게 할수록 검색이 되는 영상의 유사도의 절대값이 낮아지게 되어 부정확한 검색 결과가 포함될 수도 있기 때문이다.

그림 8은 $n = 5$ 에 대하여 결함 원인이 설비성 선형 불순물일 경우에 대한 입력 영상(그림 8a)에 대한 검색 결과를 예시로 보여주었다. 그림 8(b) - 그림 8(e)의 유사도 상위 네 개의 검색 결과 영상은 모두 정확한 검색 결과를 보여주었고, 그림 8(f)의 다섯 번째 유사도를 갖는 검색 결과 영상은 부정확한 결과였지만, 본 논문의 연구 목적이 결함 원인 진단하는 것이므로 최소한 가장 높은 유사도를 갖는 영상에 대해서 정확한 검색 결과가 제시되면, 결함 원인 진단이 가능하기 때문에 실제 적용이 가능한 수준의 정확도를

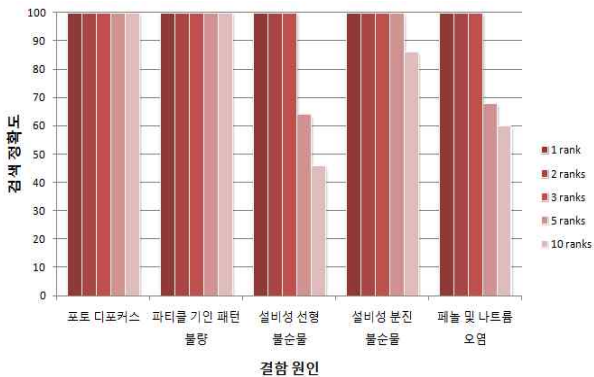


그림 7. n과 결함 원인에 따른 검색 정확도 평가 결과

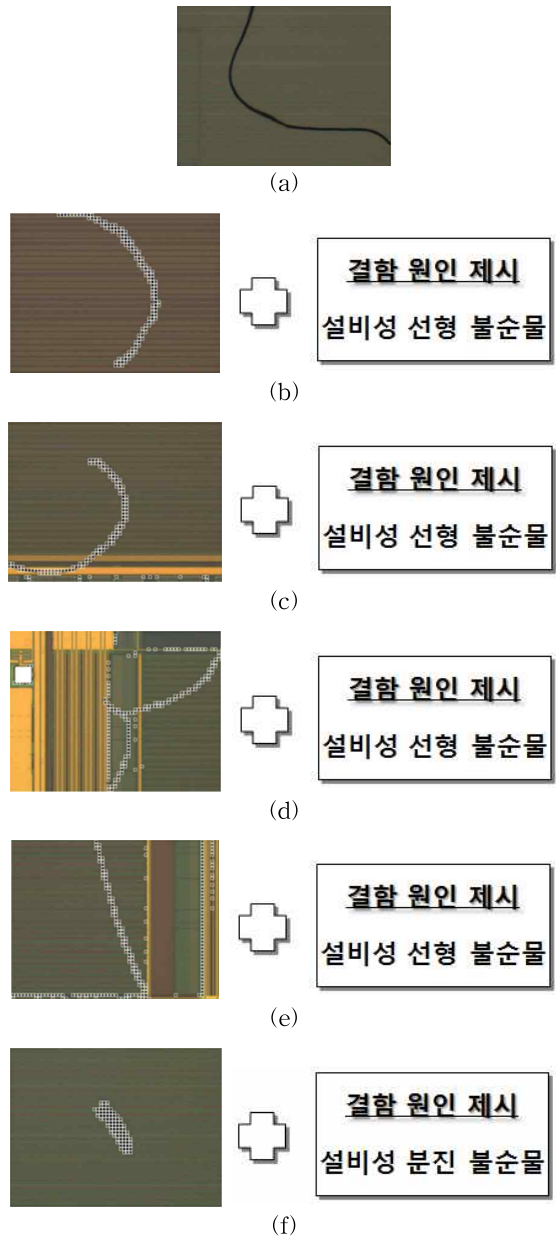


그림 8. 결함 원인이 설비성 선형 불순물일 경우의 입력 영상에 대한 검색 결과 예시. (a) 입력 영상 (b) 정확한 검색 결과 (유사도 순위 첫 번째) (c) 정확한 검색 결과 (유사도 순위 두 번째) (d) 정확한 검색 결과 (유사도 순위 세 번째) (e) 정확한 검색 결과 (유사도 순위 네 번째) (f) 부정확한 검색 결과 (유사도 순위 다섯 번째)

보여준 것으로 판단할 수 있다.

4. 결 론

본 논문에서는 반도체 산업 영상에서 반도체의 결함 원인 진단 기법을 제안하였다. 제안 기법은 일반

적인 반도체 결함의 두 가지 유형인 형태적 변형과 밝기 값 차이를 모두 고려하여 결함 영상을 구별하는 방법론을 제안하였다. 이에 더하여 기존 연구들은 결함의 검출과 검사에만 초점을 맞추었으나 본 논문에서는 결함 원인을 알아야만 근본적인 수율의 개선이 가능하기 때문에 본 논문에서는 결함의 원인을 진단하는 기법을 제안하였다. 검색 결과 유사도 상위 n개의 영상 중에서 입력 영상과 동일한 범주의 결함을 갖는 영상이 검색되는 비율을 구하여 제안 기법의 정확성을 검증하였다. n = 1, 2, 3에 대해서 결함 범주에 상관없이 검색 정확도는 모두 100%를 보여주었다. 제안 기법은 광학 영상을 이용하여 반도체 산업 이외에도 다양한 자동화된 생산 공정에서의 결함 검사에 적용이 가능하다.

참 고 문 헌

[1] K.W. Tobin, T.P. Karnowski, L.F. Arrowood, R.K. Ferrell, J.S. Goddard, and F. Lakhani, "Content-based Image Retrieval for Semiconductor Process Characterization," *EURASIP Journal on Applied Signal Processing*, Vol. 2002, No. 1, pp. 704-713, 2002.

[2] S.S. Gleason, R.K. Ferrell, T.P. Karnowski, and K.W. Tobin, "Detection of Semiconductor Defects using a Novel Fractal Encoding Algorithm," *Proceedings of SPIE Design, Process Integration, and Characterization for Microelectronics*, Vol. 4692, pp. 61-71, 2002.

[3] N.G. Shankar and Z.W. Zhong, "Defect Detection on Semiconductor Wafer Surfaces," *Microelectronic Engineering*, Vol. 77, No. 3-4, pp. 337- 346, 2005.

[4] D.M. Tsai and S.C. Lai, "Defect Detection in Periodically Patterned Surfaces using Independent Component Analysis," *Pattern Recognition*, Vol. 41, No. 9, pp. 2812-2832, 2008.

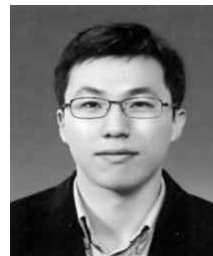
[5] A. Kumar, "Computer Vision Based Fabric Defect Detection: A Survey," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, Vol. 55, No. 1, pp. 348-363, 2008.

[6] O.G. Sezer, A. Ercil, and A. Ertuzun, "Using Perceptual Relation of Regularity and Anisotropy in the Texture with Independent Component Model for Defect Detection," *Pattern Recognition*, Vol. 40, No. 1, pp. 121-133, 2007.

[7] P. Arbelaez, M. Maire, C. Fowlkes, and J. Malik, "Contour Detection and Hierarchical Image Segmentation," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 33, No. 5, pp. 898-916, 2011.

[8] F. Chang, C.J. Chen, and C.J. Lu, "A Linear-Time Component-labeling Algorithm using Contour Tracing Technique," *Computer Vision and Image Understanding*, Vol. 93, No. 2, pp. 206-220, 2004.

[9] 이정진, 김경원, 이호, "MR 영상에서 정규화된 기울기 크기 영상을 이용한 자동 간 분할 기법," 멀티미디어학회논문지, Vol. 13, No. 11, pp. 1698-1705, 2010.



이 영 주

2005년 2월 서울대학교 산업공학과 학사
 2007년 2월 서울대학교 산업공학과 석사
 2010년 2월 서울대학교 산업공학과 박사

2010년 3월 ~ 현재 삼성전자 생산기술연구소 책임연구원
 관심분야: 패턴인식, 영상처리, 컴퓨터 보조 진단, 의료 영상, 고성능 컴퓨팅



이 정 진

2000년 2월 서울대학교 기계항공학부 학사
 2002년 2월 서울대학교 컴퓨터공학부 석사
 2008년 8월 서울대학교 컴퓨터공학부 박사

2007년 10월 ~ 2009년 2월 울산대학교 의과대학 영상의학과 연구교수
 2009년 3월 - 현재 가톨릭대학교 디지털미디어학부 조교수
 관심분야: 영상 정합, 영상 분할, 컴퓨터 보조 수술, 가상 내시경, 컴퓨터 애니메이션