

신경망을 이용한 레이저마크 오류 검출기법

신 중 돈, 한 현 수
승실대학교 전자공학과
전화 : 02-821-2050 / 핸드폰 : 011-323-5348

Detection of False Laser Marks Using Neural Network

Joong Don Shin, Hern Soo Han
Dept. of Electronic Engineering, Soongsil University
E-mail : hexy67@visionlab.ssu.ac.kr

Abstract

This paper has been studied a new approach using neural network to detect false laser marks. In the proposed approach, input images are segmented into R, G and B colors and implements mask areas respectively. And then average and variation values of the each mask area are extracted for the learning process to minimize input nodes. Using this technique, the new input data is obtained and implemented to the back-propagation algorithm using multi layer perception. This paper reduces the computational complexity necessary and shows better effectiveness to inspect false laser marks.

I. 서론

최근 반도체 메모리 칩 가격이 하락함에 따라 제조 원가를 줄이고 차세대 메모리로의 전환을 위한 한 방안으로 회로의 선 폭을 줄이는 작업이 급격하게 진행되고 있다. 이에 따라 패턴을 입히는 핵심 재료인 실리콘웨이퍼의 표면상태 관리와 그 검사의 중요성이 날로 증가되고 있다. 반도체 칩 제조과정에서 공정경로를 추적하기 위하여 실리콘웨이퍼 표면에 레이저를 사용하여 고유번호를 새겨 넣는데 마킹 상태의 불량을

검사하는 공정의 중요성이 부각되고 있고 이를 검사하기 위한 여러 가지 연구가 진행되고 있다. 기존의 마크 검사방법은 마이크로 스코프를 사용하여 웨이퍼의 마크 상태를 보며 판별하는 원시적인 검사방식을 사용하였다. 최근에는 광학장치나 레이저를 이용하여 실리콘웨이퍼 표면의 굴곡도를 측정할 수 있는 여러 가지 방법이 표준화되어 개발되었다[1][2]. 그러나 이러한 방식들은 측정시간이 너무 오래 걸리고 실용장비의 가격이 너무 고가인 단점이 있다. 본 논문에서는 레이저마크의 오류검사에 신경망을 적용하였고 이를 위해 마이크로스코프를 이용하여 획득한 영상으로부터 원하고자 하는 정보를 추출할 수 있도록 마크 영역을 색상 분해하고 영역별 평균을 취하는 방법으로 영역의 특성을 보전하면서 입력을 최소화하는 기법을 사용하였다[3][4]. 이 특정 영상들을 신경망 알고리즘을 사용하여 학습을 통한 영상의 형태와 깊이 정보를 알아내어 신속하고 정확하게 불량 여부를 판별하였다.

II. 신경망

2.1 신경망의 구조

인공 신경망은 생체의 두뇌구조에 대한 물리적 모사를 통하여 패턴분류기로서의 역할을 수행한다. 인공

신경세포는 그림 1과 같이 층을 이루고 있으며 각 층은 입력패턴을 받아들이는 입력층과 입력된 패턴에 대한 신경망의 동작결과를 출력하는 출력층, 그리고 다층 신경망의 경우, 입력층과 출력층 사이의 하나 이상의 은닉층을 가지고 있다[5][6].

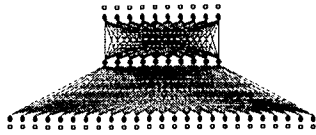


그림 1. 다층 신경망의 구조

2.2 오류 역전파 방식의 신경망

본 논문에서는 감독학습을 사용하는 신경회로 중 가장 널리 사용되는 오류 역전파 방식을 적용하였다. 오류 역전파 방식은 그림 2와 같이 출력층 신경세포의 잘못된 출력에 대한 책임은 바로 아래층 신경세포에게만 있는 것이 아니라 그것에 달린 더 아래층 신경세포에게도 있으므로, 아래층으로 순차적으로 연결 가중치를 조절해 주는 학습방식으로 출력층에서 발생한 에러를 아래층으로 계속적으로 역전파 시키는 방식이다.

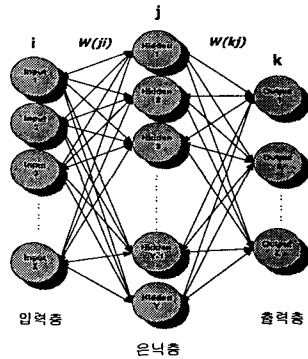


그림 2. 오류 역전파 방식 신경망의 구조

학습 과정은 어떤 입력이 입력단으로 부터 출력단으로 진행함에 따라 각단의 신경세포는 바로 앞단 신경세포의 출력에 가중치를 곱하여 출력으로 내보내게 되는데 비선형 특성을 부여하기 위해서 활성화함수를 거치게 된다. 이 활성화함수는 단조증가, 미분가능이어야 하고 시그모이드 함수라 한다.

이렇게 만들어진 출력값은 다시 가중치가 곱하여져 다음단의 입력으로 인가된다. 이러한 과정이 최종 출력단에 도달할 때까지 반복된다. 오류 역전파 방식은

최종단의 출력과 원하는 출력의 차이의 제곱의 합을 줄이는 방향으로 가중치를 조절한다. 각 단의 신경세포에서 나타난 오차는 회로를 역방향으로 진행하면서 중간단의 가중치를 수정한다[6].

III. 레이저마크 오류 검출기법

3.1 레이저마크의 특성

실리콘웨이퍼 제조공정에 적용되고 있는 마크 방식은 그림 3과 같이 마크 깊이가 1 마이크로미터 이하인 소프트 레이저마크 방식이 적용되고 마킹에 사용되는 레이저는 고 에너지를 발산하는 야그 레이저를 사용하고 있다. 야그 레이저마크 방식은 그 특성상 레이저광을 웨이퍼 표면 위에 주사하여 레이저가 실리콘을 열로 녹이는 방식으로 마킹을 진행한다.

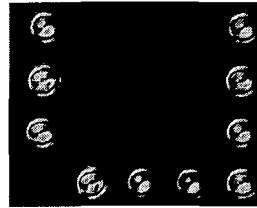


그림 3. 소프트 레이저마크 영상

이 때 지나친 에너지의 주사로 인하여 마크 깊이가 1 마이크로미터를 넘으면 레이저마크 주변의 실리콘 결정 배열에 영향을 주게 되어 반도체 제조과정에서 그림 4와 같이 마크 도트 주변에 슬립(SLIP)과 같은 디스로케이션(DISLOCATION) 결정결함이 발생되어 이 결함 위에 패턴을 입히게 되면 칩의 불량률 유발시키게 된다.

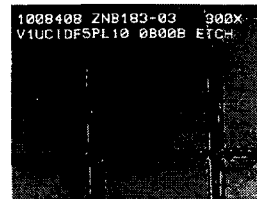


그림 4. 슬립결함 영상

따라서 마크 도트는 그림 5와 같이 그 크기를 90 마이크로미터 이내로 제한하고 단축과 장축의 비율을 1:1 이하로 관리해야 하며 깊이를 0.4~1.0 마이크로미터 이내로 관리해야 한다.

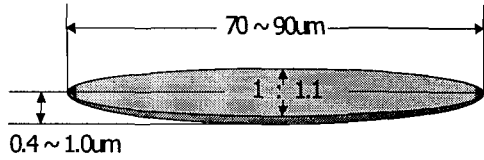


그림 5. 레이저마크의 단면

3.2 레이저마크 오류의 구분

레이저마크의 오류는 앞서 언급한 바와 같이 지름의 크기, 단축과 장축의 비율, 그리고 마크 깊이와 같이 세 가지의 사양을 가지고 구분하는데, 앞의 두 가지는 최근의 레이저마크 장비의 성능으로 볼 때 한번 레이저를 조정하면 변하지 않는 특성을 가지고 있으나 마크 깊이의 경우는 레이저의 파워에 따라 변하는 특성이 있으므로 주 검사항목으로 관리하고 있다. 마크 깊이는 그림 6, 7, 8과 같이 흐린 마크, 정상 마크 그리고 진한 마크의 세 가지로 구분된다.

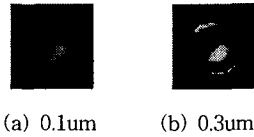


그림 6. 흐린 마크

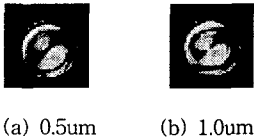


그림 7. 정상 마크

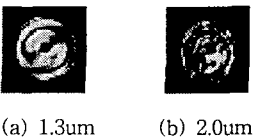


그림 8. 진한 마크

3.3 오류패턴의 특성

그림 6, 7, 8은 각각의 패턴을 48*48 픽셀로 샘플링한 영상이고 픽셀 당 1 바이트로 표현된 R, G, B 데이터를 확인한 결과, 그 값들이 각 샘플의 픽셀마다 확연하게 구분됨을 알 수 있었다. 따라서 각 샘플을 정상 마크의 경우만 2 가지로 세분화하여 4가지 목적패턴으로 구분하여 신경망의 입력으로 사용하였다.

3.4 신경망 적용을 위한 패턴 추출

본 논문에서는 마크 도트에 대한 일련의 샘플을 취하여 획득한 영상으로부터 원하고자 하는 정보를 추출할 수 있도록 영상을 처리하고 이 특징 영상들을 신경망 알고리즘을 사용하여 학습을 통한 영상의 형태와 깊이 정보를 알아내어 신속하고 정확하게 불량 여부를 판별하였다. 따라서 먼저 신경망 학습을 위한 전처리 과정으로 일관성 있는 입력영상을 획득하기 위해 마크 도트의 에지를 추출하고 마크 도트가 입력영상의 중심에 위치하도록 프로그램을 처리하여 입력영상을 추출하였다. 카메라 좌표계에서 중심점의 위치는 같은 영역에 포함된 화소들의 무게중심으로 정의하며, 이는 다음의 식(1)에 의해 표현되는 영역의 1차 모멘트와 같다.

$$(C_x, C_y) = \left(\frac{1}{p} \sum_{i=1}^p x_i, \frac{1}{p} \sum_{i=1}^p y_i \right) \quad (1)$$

여기에서 $(x_i, y_i), i=1, \dots, p$ 는 물체영역을 구성하는 화소의 좌표이다.

추출된 입력 영상으로부터 신경망 알고리즘의 입력 노드 수를 최소화하기 위하여 입력 영상을 그림 9와 같이 일정 단위로 분할하고 R, G, B 영상을 색상 분해하여 영역별 마스크의 평균값과 함께 R, G, B 영상에 대한 변화값을 취하여 새로운 입력패턴으로 변환하였다. 새로운 입력패턴은 가로축으로 16열, 세로축은 R, G, B 각 16행씩 총 48행의 구조로 변환되어 신경망 학습에 적용되었다.

avg. R (3_3)	avg. R (3_3)	---	avg. R (3_3)	avg. R (3_3)
---	---	---	---	---
avg. R (3_3)	avg. R (3_3)	---	avg. R (3_3)	avg. R (3_3)
avg. G (3_3)	avg. G (3_3)	---	avg. G (3_3)	avg. G (3_3)
---	---	---	---	---
avg. G (3_3)	avg. G (3_3)	---	avg. G (3_3)	avg. G (3_3)
avg. B (3_3)	avg. B (3_3)	---	avg. B (3_3)	avg. B (3_3)
---	---	---	---	---
avg. B (3_3)	avg. B (3_3)	---	avg. B (3_3)	avg. B (3_3)

그림 9. 입력패턴 구조

IV. 실험

실험은 다양한 형태의 레이저마크 샘플영상을 사용하여 그림 10과 같은 순서로 진행하였다. 입력영상을 샘플링 하기 위한 장비는 니콘 Optiphot 200 마이크로스코프를 사용하였고 배율은 x100을 적용하였다. 실험에 사용할 샘플영상은 실제 오류검사에 적용 시 발생할 수 있는 조명에 따른 영상의 변화를 고려하여 조도를 여러 단계로 조절하여 샘플링 하였고 실리콘웨이퍼가 놓여진 위치에 따른 마크 도트형상의 변화를 고려하여 각도의 변화를 주면서 샘플링 하였다.

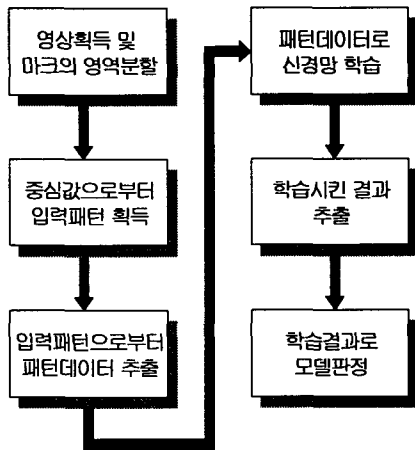


그림 10. 구현순서

획득한 샘플영상으로부터 입력영상을 얻어 신경망 학습을 위한 입력패턴을 추출했다. 입력패턴은 다시 R, G, B 색상분해 되어 3*3 마스크로 처리하고 새로운 입력패턴으로 변환했다. 새로운 입력패턴에 따라 입력수를 결정하고 은닉층은 단층에 입력의 약 2배수를 적용하였다. 출력패턴은 목적패턴과 부합되게 4개의 클래스로 구분하여 2 비트로 처리하였다. 각각의 출력패턴은 마크가 흐린 경우, 진한 경우, 그리고 정상인 경우는 2개 패턴을 할당시켜 학습을 진행하였다.

학습을 진행한 후 가중치를 이용하여 테스트 패턴을 적용한 결과, 표 1과 같이 96.5%의 신뢰성을 보였다.

Item	Pattern 1	Pattern 2	Pattern 3	Pattern 4	Total
Sample #	150	150	150	150	600
Error #	0	7	11	3	21
Reliability	100 %	95 %	93 %	98 %	96.5 %

표 1. 실험 결과에 대한 신뢰성

에러를 분석한 결과, 흐린 마크는 모든 마크를 정확하게 구분하였고, 진한 마크도 98%의 신뢰성을 보였다. 정상 마크인 Pattern 2와 Pattern 3의 경우에도 에러의 50%가 오류마크인 Pattern 1이나 Pattern 4로 인식하기보다는 서로 상대방으로 인식함으로써 종합적인 실제 신뢰성은 98%를 보였다.

V. 결론

본 논문에서는 실리콘웨이퍼에 새겨진 레이저마크의 오류검사에 있어서 신경망을 적용한 새로운 검사방법에 대하여 논하였다. 이 방법은 기존의 방법에 비해 측정오차를 개선하고 검사시간을 단축시킬 수 있었다. 또한, 향후의 반도체 공정은 그 특성상 사람의 접근을 점점 더 통제해야 하고 장비에서 모든 것을 판단해야 하는 기능이 필수적이기 때문에 이에 대한 장비에서의 지원이 요구되고 있는 현실이다. 따라서 제안하는 방법을 이용하여 시스템을 구성하면 저렴한 비용으로 제작이 가능할 뿐 만 아니라 자동화 기능을 추가함으로써 검사인력에 대한 감축도 가능할 것으로 사료된다.

Reference

- [1] SEMI Draft Document 2891, "New Standard : Guide for measurement of surface roughness of planar surfaces on silicon wafer," Semiconductor Equipment and Material International, 1998.
- [2] B. S. Wang, S. P. Marchese-Ragona, "Automated Wafer Surface/Edge Roughness Characterization Using Scanning Shearing Interferometry", Semicon China 2000 Technical Symposium.
- [3] Ohyama, T. "Neural Network-based Regions Detection", Neural Network, 1995. Proceedings., IEEE International Conference on, vol. 3, pp. 1456-1459, 1995.
- [4] Jae-Chang Shim, "A Generalized Region Labeling Algorithm for Image Coding, Restoration, and Segmentation", Image Processing, 1999. ICIP 99. Proceedings. 1999 International Conference on, vol 1, pp. 46 -50, 1999.
- [5] John. E. Carmer, Baxter F. Womack. "Adaptive Control Using Neural Network", American Control Conference, vol. 1, pp. 681-686, 1990.
- [6] 오세영, "신경회로(Neural Network)의 로보틱스 및 산업자동화 응용", 포항공과대학, 1990.