

지역적 이진 특징과 적응 뉴로-퍼지 기반의 솔라 웨이퍼 표면 불량 검출

고진석 · 임재열[†]

[†]한국기술교육대학교 전기전자통신공학과

Local Binary Feature and Adaptive Neuro-Fuzzy based Defect Detection in Solar Wafer Surface

JinSeok Ko and JaeYeol Rheem[†]

[†]Department of Electrical, Electronics and Communication Engineering, Korea University of Technology and Education

Abstract

This paper presents an adaptive neuro-fuzzy inference based defect detection method for various defect types, such as micro-crack, fingerprint and contamination, in heterogeneously textured surface of polycrystalline solar wafers. Polycrystalline solar wafer consists of various crystals so the surface of solar wafer shows heterogeneously textures. Because of this property the visual inspection of defects is very difficult. In the proposed method, we use local binary feature and fuzzy reasoning for defect detection. Experimental results show that our proposed method achieves a detection rate of 80% ~ 100%, a missing rate of 0% ~ 20% and an over detection (overkill) rate of 9% ~ 21%.

Key Words : Defect detection, Solar wafer, Local binary feature, Automated visual inspection

1. 서 론

태양광 발전은 기존의 화석연료가 갖는 환경오염 및 에너지 고갈 문제를 해결할 수 있는 방안으로, 최근 이에 대한 산업화가 활발히 진행되고 있다. 이 중에서 다결정 솔라셀은 단결정 솔라셀에 비해서 효율이 떨어지는 단점이 있으나, 제조공정이 단결정에 비해서 간단하고, 높은 생산성으로 인하여 가격경쟁력을 확보하고 있다.

솔라셀 제조현장에서 머신비전을 이용한 품질검사 공정의 자동화는 필수적이다. 이는 제조 원가를 낮추고, 생산성을 높이는 장점을 갖고 있기 때문이다. 그러나 다양한 결정질로 구성된 다결정형 솔라 웨이퍼의 표면은 영상에서 표면이 매우 불규칙하게 표현되며, 이는 기존의 검사 알고리즘으로는 효과적인 검사가 이뤄지지 못하는 요인이 되었다. 따라서 최근 태양광 발전 시스템에 대한 연구가 이뤄지면서, 이와 함께 다결정형 솔라 웨이퍼의 불량 검출을 위한 방법에 대한 연구가 이뤄졌다.

태양전지 생산 공정에서 발생하는 불량들은 충격에 의해서 발생하는 크랙(macro/micro-crack), 작업자(fingerprint) 또는 제조 장비로부터의 오염(contamination, oil stain) 등이 대표적이다. 이와 같은 불량들을 검사하기 위하여 다음과 같은 연구가 이뤄져 왔다.

Tsai *et al.*는 다결정형 솔라셀의 불량을 검출하기 위하여 wavelet 기반의 불량 검출 기법, anisotropic diffusion model 기반의 마이크로 크랙 검출 기법, mean-shift 기반의 불량 검출 기법, Fourier image reconstruction 기반의 불량 검출 기법 등을 발표하였다[2-6]. Chiou *et al.*은 마이크로 크랙 검출을 위한 기법을 발표하였으며, Ke *et al.*도 마이크로 크랙 검출을 위한 검사 시스템을 발표하였다[7-8].

또한 우리의 선행연구에서는 이중구조의 비등방 확산 필터 및 확장구조의 비등방 필터를 이용한 마이크로 크랙 검출기법 및 솔라셀의 색상분류 기법, 퍼지추론 기반의 불량검출 기법, 지역적 이진특징 및 가우시안 혼합모델, 적응 뉴로-퍼지 모델 기반 불량 검출 기법 등을 발표하였다[9-15].

그러나 이러한 방법들은 불량 유형마다 검사 알고리

[†]E-mail : rheem@koreatech.ac.kr

즘이 다르기 때문에, 여러 유형의 불량을 검출하기 위해서는 각각의 방법들을 수행해야 하며, 이는 불량 검출시간이 증가되는 요인이 되었다.

본 논문에서는 우리의 선행연구인 지역적 이진 특징 및 적응 뉴로-퍼지 기반의 마이크로 크랙 불량검사 기법[15]을 마이크로 크랙과 지문, 오염 등 다양한 불량으로 확장하여 검출 성능을 확인하였다. 이는 제안된 방법으로 다양한 불량 유형을 동시에 검출할 수 있음을 의미한다.

본 논문은 다음과 같이 구성되었다. 2장에서는 제안된 지역적 이진 특징 및 적응 뉴로-퍼지 기반의 불량 검출 방법에 대해서 설명한다. 3장에서는 제안된 방법의 타당성을 검증하기 위하여 실제 불량 영상을 이용한 실험결과에 대해서 설명한다. 이를 위하여 다결정형 솔라 웨이퍼의 표면 특성에 대해서 살펴보고, 제안된 방법을 적용하여 불량을 검출한 결과를 확인하였다. 4장에서는 본 연구의 결론 및 향후 연구방향에 대해서 다룬다.

2. 지역적 이진 특징과 적응 뉴로-퍼지 기반의 불량검출

2.1. 지역적 이진 특징

다음 $f(x, y)$ 는 영상 I 에서 좌표 (x, y) 의 픽셀 밝기를 의미한다. 이러한 경우 영상은 다음 식 (1)과 같이 표현된다.

$$I = \{f(x, y) | x \in \{1, 2, \dots, I\}, y \in \{1, 2, \dots, J\}\} \quad (1)$$

여기서 I, J 는 영상의 가로, 세로 길이를 나타낸다.

전체 영상은 다음과 같이 패치영상 $p_k(x, y)$ 의 집합으로 표현할 수 있다.

$$\begin{aligned} Z &= \{Z_k\}_{k=1}^K \\ &= \{p_k(x, y) | x \in \{1, 2, \dots, M\}, y \in \{1, 2, \dots, N\}\}_{k=1}^K \end{aligned} \quad (2)$$

여기서 K 는 전체 패치 영상의 개수를 의미하며, M 과 N 은 패치영상의 가로, 세로 길이를 나타낸다.

본 논문에서 제안하는 지역적 이진 특징을 얻기 위하여, 각각의 패치영상 픽셀에 대해서 다음과 같은 가중치를 계산한다. 여기서 T 는 이진화를 위한 임계값을 의미한다.

$$w_k(x, y) = \begin{cases} \frac{1}{p_k(x, y)}, & \text{if } p_k(x, y) > T/2 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

식 (3)에서 제안한 가중치를 이용하여 이진 패치 영상을 얻는다. 이는 다음 식과 같다.

$$p_k'(x, y) = w_k(x, y)p_k(x, y) \quad (4)$$

식 (3)과 (4)를 이용하여 이진화된 패치영상을 이용하여 평균과 표준편차를 계산한다. 패치영상을 이진영상으로 변환할 때, 임계값의 밝기가 어두운 픽셀이 존재할 경우, 이진 패치영상의 평균은 1보다 작은 값을 갖게 된다. 또한 표준편차는 불량이 없는 이진패치영상에 비해 큰 값을 갖는다. 이는 패치영상에 불량 픽셀이 포함되었는지 판단하는 척도가 되며, 적응 뉴로-퍼지 기반의 불량 검출기의 특징벡터로 적용된다. 평균과 표준편차를 계산하기 위하여 다음 식 (5)와 (6)을 이용한다.

$$\mu_k = \frac{1}{MN} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N p_k'(x, y) \quad (5)$$

$$s_k = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N (p_k'(x, y) - \mu_k)^2} \quad (6)$$

2.2. 적응 뉴로-퍼지 기반 불량 검출 시스템

패턴 분류기를 이용한 불량검출에서 퍼지 추론 기반의 분류기도 불량 검출에 널리 사용되었다. 우리의 선행연구에는 퍼지 추론을 이용한 불량검출 시스템을 제안하였으며, Lashkia는 X-ray 영상에서의 불량검출을 위하여 퍼지 추론을 이용하였다. Huang *et al.*은 녹내장 검출을 위하여, Zapata *et al.*은 용접 결함을 검사하기 위하여, Hernández *et al.*은 알루미늄 주조물을 검사하기 위하여 적응 뉴로-퍼지 추론 시스템을 적용하였다[16-19]. 이외에도 적응 뉴로-퍼지 추론 시스템은 정확한 정량적 해석방법을 사용하지 않더라도 지식과 추론과정을 기초로 정성적인 특성들을 모델링 하는데 유용하게 사용될 수 있다.

퍼지 분류에서는 이웃한 클래스간의 경계면이 연속적이라고 가정하고, 경계면에 중첩된 경우 각각의 클래스에 부분적으로 소속된다고 가정한다. 이러한 관점은 클래스간에 애매모호한 경계를 갖는 경우 효과적으로 적용될 수 있다.

일반적으로 퍼지 분류기를 설명하기 위하여 다음과 같은 *fuzzy if-then rules*을 사용한다.

If X_1 is A and X_2 is B then Z is C .

여기서 X_1, X_2 는 특징벡터 또는 입력변수이고, A, B 는

Z의 특징에 대해서 설명하는 소속도 함수(membership function)에 의해서 특징지어지는 언어 변수(linguistic term)이며, C는 소속되는 클래스를 의미한다.

인공신경망과 퍼지추론을 결합한 적응 뉴로-퍼지 추론 시스템(adaptive neuro-fuzzy inference system, ANFIS)은 Jang에 의해서 제안되었으며[20], ANFIS는 뉴럴 네트워크의 특징인 자기 학습 능력을 이용하여 퍼지 규칙부의 파라미터들의 최종 출력을 추종하도록 학습될 수 있다.

본 논문에서 제안하는 불량 검출 방법은 영상을 여러 개의 패치영상으로 분할하고, 분할된 영상에서 특징 벡터를 이용하여 해당 패치 영상에 불량이 존재하는지 판정하는 방법이다. 알고리즘의 훈련 단계에서는 불량이 없는 양품 웨이퍼를 이용하여 적응 뉴로-퍼지 분류기를 훈련시키고, 검사 과정에서는 입력 영상의 패치 영상마다 소속도를 계산하여 불량을 검출한다. 이는 훈련집합이 불량이 없는 기준 영상으로부터 얻어졌기에, 검사를 위한 입력벡터가 불량 패치영상으로부터 얻어질 경우, 소속도가 낮아지는 현상을 이용한 것이다.

3. 실험

3.1. 실험환경

논문에서 제안한 불량 검출기법의 성능을 평가하기 위하여 총 113장의 영상을 이용하였다. 마이크로 크랙 불량만 있는 59장의 영상, 지문, 오염 등 다양한 종류의 불량이 있는 38장의 영상, 불량이 없는 16장의 영상을 이용하였으며, LED 먼조명과 DALSA 4M15 카메라를 이용하여 2048 × 2048 픽셀 사이즈의 영상을 획득하였다. Table 1은 본 실험에서 사용한 영상의 종류와 수량을 나타내고 있다.

3.2. 지역적 이진 특징의 변별력

Fig. 1은 지역적 이진 특징 특징공간 분포를 나타내고 있다. Fig. 1(a)는 불량이 포함된 이미지이며, Fig. 1(b)는 정상 이미지를 나타낸다. 정상 이미지와 불량 영상 모

두 표면의 밝기가 매우 불규칙한 것을 볼 수 있다. 이는 기존의 표면 불량 검출을 어렵게 하는 요인이 된다. Fig. 1(c)와 Fig. 1(d)는 불량 이미지와 정상 이미지로부터 얻어진 이진영상의 평균과 표준편차로 구성되는 지역적 이진특징의 분포를 나타낸다. 그림에서 볼 수 있듯이, 정상영역과 불량영역의 특징 분포가 확연히 구분되는 것을 볼 수 있다. 이는 지역적 이진 특징은 불량이 없

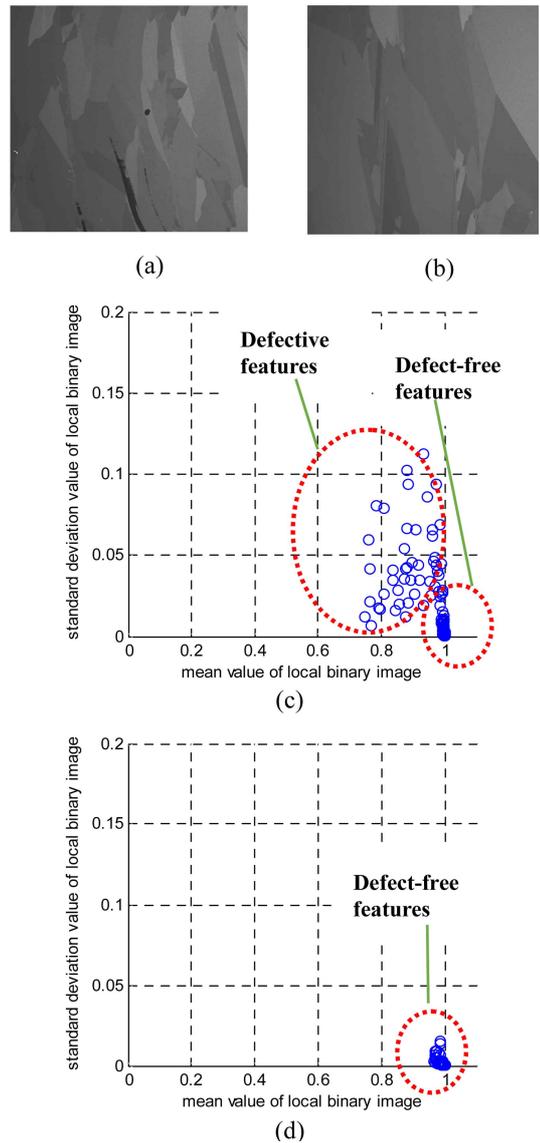


Fig. 1. Feature space distribution of local binary features: (a) defective image, (b) defect-free image, (c) feature distribution of defective image, (d) feature distribution of defect-free image

Table 1. The type of test images in our experiment

Categories		Numbers
Defective images	Micro-crack only	59
	Other detects	38
	Total	97
Defect-free images		16
Total number of images		113

Table 2. The performance of the proposed method

Patch sizes	Performance [%]	Defective Images		Defect-free Images
		Micro-crack only	Other defect type	
12×12	Detection	79.85	100	0
	Missing	20.14	0	100
	Overkill	10.56	21.05	0
24×24	Detection	79.71	100	0
	Missing	20.28	0	100
	Overkill	10.56	20.52	0
36×36	Detection	79.43	100	0
	Missing	20.56	0	100
	Overkill	10.56	19.47	0
48×48	Detection	76.90	100	0
	Missing	23.09	0	100
	Overkill	9.15	14.73	0
60×60	Detection	76.61	100	0
	Missing	24.78	0	100
	Overkill	9.15	14.21	0

는 배경영역에서는 픽셀밝기 변화에 둔감하고, 불량인 영역에서는 민감한 성질을 갖는다는 것을 의미한다.

3.3. 적응 뉴로-퍼지 기반의 불량 검출

Table 2는 본 논문에서 제안한 지역적 이진 특징과 적응 뉴로-퍼지 기반의 불량 검출 결과를 나타내고 있다.

패치영상 이진화를 위한 임계값 T 는 입력영상의 평균 밝기값의 1/2를 이용하였다. 이는 영상에서 불량인 평균 밝기보다 어둡게 표현되기 때문이다.

실험결과 밝기가 어둡고 넓은 영역을 갖는 불량(지문, 오염 등)은 100%의 검출력을 보여주며, 가늘고 긴 형태를 갖는 마이크로 크랙은 약 80%의 검출력을 보여줬다. 이는 마이크로 크랙의 모든 영역을 검출하는 것이 아니라, 부분적으로 검출하였다는 것을 의미한다. 또한 패치영상의 크기가 작을수록 보다 검출력이 높은 것을 확인할 수 있다. 이는 패치영상의 크기가 작을수록 상대적으로 불량영역의 특징 반영이 크기 때문이다.

Fig. 2는 불량검출 결과를 보여주고 있다. Fig. 2(a)는 기름 얼룩진 불량인 포함하고 있는 불량 이미지를 나타내며, Fig. 2(b)-(f)는 패치 크기에 따른 불량 검출 결과를 나타낸다. 패치영상이 작을수록 불량을 세밀하게 검출하나, 과검출 영역이 증가하는 것을 볼 수 있다.

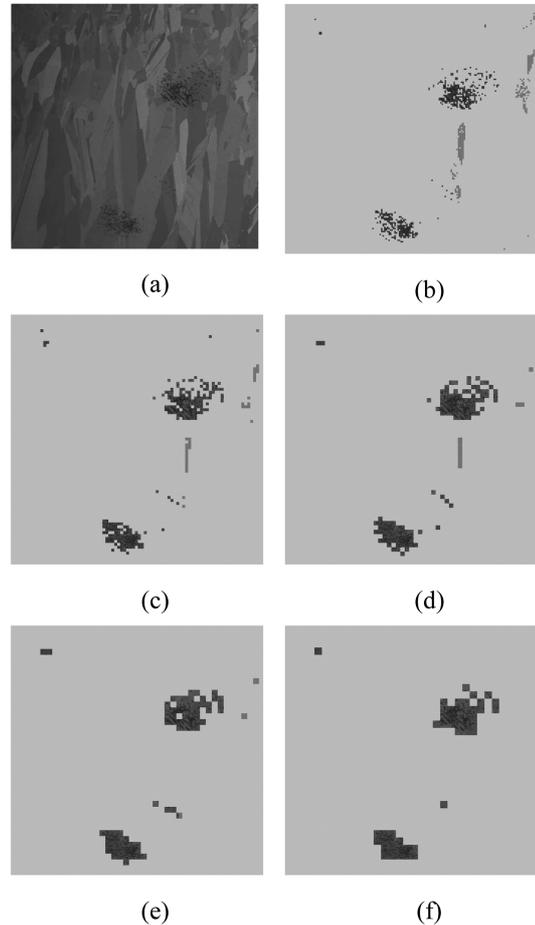


Fig. 2. Results of proposed defect detection: (a) defective image, (b) segmented defects (patch size of 12 × 12), (c) segmented defects (patch size of 24 × 24), (d) segmented defects (patch size of 36 × 36), (e) segmented defects (patch size of 48 × 48), (f) segmented defects (patch size of 60 × 60)

4. 결 론

본 논문에서는 영상에서 표면의 픽셀 밝기가 불규칙하게 표현되는 다결정형 솔라 웨이퍼의 표면 불량 검출 기법에 대해서 논하였다. 지역적 이진 특징은 영상에서 불균일한 픽셀 밝기를 갖는 배경영역에서는 둔감하고, 불량이 포함된 영역에서는 민감한 성질을 갖는다. 따라서 지역적 이진 특징을 특징벡터로 이용하는 적응 뉴로-퍼지 기반의 불량 검출 방법을 제안하였다.

제안된 시스템의 학습단계에서는 불량이 없는 기준 영상을 여러 개의 패치영상으로 분할하고, 각각의 분할

된 패치영상을 이진영상으로 변환하여 지역적 이진 특징을 추출한다. 이후, 각각의 특징벡터를 이용하여 적응 뉴로-퍼지 분류기를 학습한다. 검사단계에서도 영상을 여러 개의 패치영상으로 분할하고, 각각의 패치영상을 이진영상으로 변환하여 특징벡터를 추출한다. 이후 적응 뉴로-퍼지 분류기의 입력벡터로 이용하며, 각각의 패치영상에 불량영역이 포함되었는지를 판단한다.

제안된 방법의 성능을 평가하기 위하여 다양한 불량 유형을 갖는 113장의 영상을 이용하였으며, 패치영상의 크기를 다양하게 변화하며 제안된 방법의 성능을 확인하였다. 실험결과 일반 불량에 대해서는 100%의 검출력을 보여줬으며, 마이크로 크랙 불량에 대해서는 약 80%의 검출력을 보여줬다. 이는 마이크로 크랙의 경우, 기늘고 긴 모양에서 부분적으로 검출하였음을 의미하며, 실제 공정에서 불량 검출에 활용되기에 충분한 성능을 나타냄을 의미한다. 향후, 과검출을 및 미검출을 성능을 개선시키는 연구가 진행되어야 할 것이다.

참고문헌

1. X. Xie, "A review of recent advances in surface defect detection using texture analysis techniques", *ELCVIA: electronic letters on computer vision and image analysis*, vol. 7, no. 3, pp. 1-22, 2010.
2. W. C. Li and D. M. Tsai, "Wavelet-based defect detection in solar wafer images with inhomogeneous texture", *Pattern Recognition*, vol. 45, no. 2, pp. 742-756, 2012.
3. D. M. Tsai, C. C. Chang and S. M. Chao, "Micro-crack inspection in heterogeneously textured solar wafers using anisotropic diffusion", *Image and Vision Computing*, vol. 28, no. 3, pp. 491-501, 2010.
4. D. M. Tsai and J. Y. Luo, "Mean Shift-Based Defect Detection in Multicrystalline Solar Wafer Surfaces", *Industrial Informatics, IEEE Transactions on*, vol. 7, no. 1, pp. 125-135, 2011.
5. D. M. Tsai, S. C. Wu and W. C. Li, "Defect detection of solar cells in electroluminescence images using Fourier image reconstruction", *Solar Energy Materials and Solar Cells*, 2012.
6. W. C. Li and D. M. Tsai, "Automatic saw-mark detection in multicrystalline solar wafer images", *Solar Energy Materials and Solar Cells*, 2011.
7. Y. C. Chiou, J. Z. Liu and Y. T. Liang, "Micro crack detection of multi-crystalline silicon solar wafer using machine vision techniques", *Sensor Review*, vol. 31, no. 2, pp. 154-165, 2011.
8. S. S. Ke, K. W. Lin, Y. C. Lin, J. T. Chen, Y. H. Wang and C. S. Liu, "High-performance inspecting system for detecting micro-crack defects of solar wafer", in *Sensors, 2010 IEEE*, pp. 494-497, 2010.
9. JinSeok KO, JaeYeol RHEEM, "Anisotropic diffusion based micro-crack inspection in polycrystalline solar wafers", *International MultiConference of Engineers and Computer Scientists 2011*, pp524-528, 2011.
10. J. Ko and J. Rheem, "Comparison of segmentation for micro-crack detection in solar cells", *Information and Control Symposium 2011*, pp213-214, 2011.
11. J. Ko and J. Rheem, "Estimation of mixture numbers of Gaussian mixture models for color classification of polycrystalline solar cells", *Conference on Speech Communication and Signal Processing 2011*, pp193-196, 2011.
12. J. Ko and J. Rheem, "Fuzzy anisotropic diffusion and its application to micro-crack detection in polycrystalline solar wafers", *International Conference on Electronics, Information and Communication 2012*, pp92-93, 2012.
13. J. Ko and J. Rheem, "Fuzzy reasoning based defect detection in polycrystalline solar wafers", *IEEK summer conference 2012*, pp. 1256-1259, 2012.
14. J. Ko and J. Rheem, "GMM and local binary features based micro-crack detection in polycrystalline solar wafers", *ASK fall conference 2012*, pp. 159-162, 2012.
15. J. Ko and J. Rheem, "Adaptive neuro-fuzzy based defect detection in solar wafers using local binary features", *IEEK fall conference 2012*, pp. 601-604, 2012.
16. V. Lashkia, "Defect detection in X-ray images using fuzzy reasoning", *Image and vision Computing*, vol. 19, no. 5, pp. 261-269, 2001.
17. M. L. Huang, H. Y. Chen and J. J. Huang, "Glaucoma detection using adaptive neuro-fuzzy inference system", *Expert Systems with Applications*, vol. 32, no. 2, pp. 458-468, 2007.
18. J. Zapata, R. Vilar and R. Ruiz, "An adaptive-network-based fuzzy inference system for classification of welding defects", *NDT & E International*, vol. 43, no. 3, pp. 191-199, 2010.
19. S. Hernández, D. Sáez and D. Mery, "Neuro-fuzzy method for automated defect detection in aluminium castings", *Image Analysis and Recognition*, pp. 826-833, 2004.
20. J.-S. R. Jang, "ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system", *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, vol. 23, no. 3, pp. 665-685, 1993.

접수일: 2013년 5월 27일, 심사일: 2013년 6월 11일,
게재확정일: 2013년 6월 17일