

표면결합검사서 SIFT, SURF, HOG 영상의 특징에 관한 연구

전영민[○], 이인행^{*}, 배근빈^{*}, 지홍근^{*}, 배유석^{*}

[○]한국산업기술대학교 컴퓨터공학과,

e-mail:{ymjun[○], lih0420^{*}, illem5546^{*}, jeehg1^{*}, ysbae^{*}}@kpu.ac.kr

A Study on the SIFT, SURF, and HOG Features of Image in the field of Surface Defect Inspection

Young-Min Jeon[○], In-Haeng Lee^{*}, Keun-Bin Bae^{*}, Hong-Geun Ji^{*}, You-Seok Bae^{*}

[○]Dept. of Computer Engineering, Korea Polytechnic University, Korea,

● 요약 ●

논문에서는 스마트 공장 시스템의 표면 결함 검사 시에 영상의 특징인 SIFT, SURF, HOG 특징들을 이용하여 표면 결함 검출에 활용하는 연구를 다루었습니다. 먼저 SIFT, SURF, HOG 특징에 대하여 소개하고 실험에서 이 특징들이 사용될 수 있음을 결과를 통해 보였습니다.

키워드: 결함검사(Defect Inspection), 특징(Features), SIFT, SURF, HOG

I. Introduction

과거의 표면 결함 검사는 검사자의 육안에 의존하여 검사자의 상태에 따라 상품의 질과 생산량이 크게 달라진다. 따라서 4차 산업혁명 시대에 스마트 공장 시스템을 이용하여 표면결합검사에 머신 비전을 활용한 방법이 대안으로 제시되어 왔다. 머신 비전은 사람이 영상에서 특징을 찾아내듯이 컴퓨터가 영상에서 특징을 인식할 수 있도록 한다. 컴퓨터가 인식하는 영상의 특징 혹은 texture 는 영상의 경계와 경계가 이루는 모양, 모양이 이루는 무늬 등을 뜻한다. 본 논문에서는 영상의 keypoint 중 코너의 검출이 뛰어난 SIFT 와 SURF, 그리고 템플릿 매칭에 이용하기 위한 HOG feature 알고리즘을 이용하여 영상의 특징을 검출해 낼 수 있음을 연구하며, 실험을 통해 SIFT, SURF, HOG feature 알고리즘을 실제 표면결합 검사에 적용해 본다.

II. Related works

머신비전을 이용한 결함 검사는 결함을 정의하고 정의된 결함을 검출하는 방법을 주로 사용해 왔다. 결함은 정상 영역과 대비해 밝기, 컬러, 윤곽 등 형상의 뚜렷한 차이를 보이며 대부분의 특징은 특이점의 특성을 표현해준다. 논문에서 알아볼 세 가지 특징 검출 알고리즘은 영상의 이러한 특징들 중 윤곽을 이용하여 코너를 검출하는 SIFT 와 SURF 알고리즘 그리고 경계선의 벡터를 히스토그램화 하여 템플릿을 생성하는 HOG알고리즘으로 이루어져 있다. SIFT 와 SURF 특징은 화면의 스케일변화와 회전변화에 강하여 결함의 변형에도 결과를 잘 도출해낼 수 있으며, HOG 특징은 히스토그램의 템플릿

매칭을 통해 정상 이미지를 학습시켜 결함의 위치를 찾아낼 수 있다. 본 논문에서는 이러한 특징 검출 알고리즘을 표면 결함 검사에서 활용하는 방법을 제시한다.

III. Research Contents

1. SIFT Feature

SIFT feature(Scale-Invariant Feature Transform feature)는 이미지의 keypoint 들을 추출하는 방법이다. SIFT 이전에는 코너점을 찾은 알고리즘 중 Harris Comer Algorithm이 있었는데, 해당 알고리즘은 이미지의 Scale이 변화하면 코너점을 제대로 찾지 못한다는 문제점을 가지고 있었다. 이를 해결하기 위해 SIFT에서는 이미지를 확대 및 축소하는 Image pyramid 방식을 사용한다. 이 방식은 SIFT 알고리즘 중 첫 번째 단계인 Scale space를 만드는 부분에서 사용된다. 이 단계는 먼저 원본 이미지를 확대 및 축소하여 4개의 이미지를 만든다. 이런 식의 이미지 확대 및 축소는 이미지 크기의 변화에 대해 불변인 관심점 들을 추출하기 위함이다. 이 후에 원본 이미지와 만들어진 이미지들에 대해 가우시안 마스크를 이용하여 점진적으로 blur 시킨다.

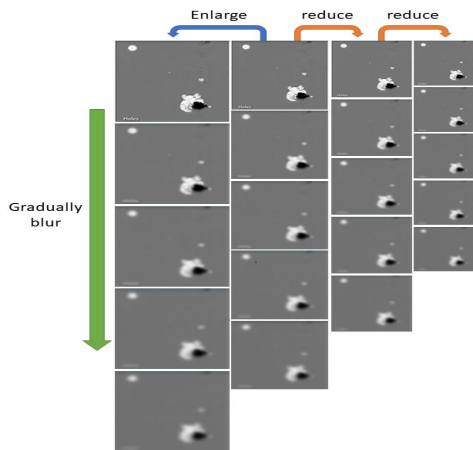


Fig. 1. 확대 축소 및 점진적 블러

blur는 각 이미지들에 대해 5번씩 수행하며, 결과적으로 총 20개의 이미지가 만들어 지도록 한다. 이 방법은 이미지들을 blur 시킴으로써 에지를 두껍게 한 후, difference 연산을 수행하면서 에지를 검출하며, 추가적으로 노이즈가 제거 된다.

다음은 앞에서 생성한 가우시안 blur를 통해 생성된 이미지들에 대해 인접한 이미지들끼리 difference 연산을 수행한다. 해당 과정을 통해 에지가 검출이 된 16개의 이미지를 얻을 수 있다.

이러한 인접한 가우시안 이미지들에 difference 연산 (DoG : Difference of Gaussian)을 수행하는 것은 LoG(Laplacian of Gaussian)에 대해 근사 값을 얻을 수 있으며, LoG보다 더 빠른 속도로 수행된다는 장점이 있다.

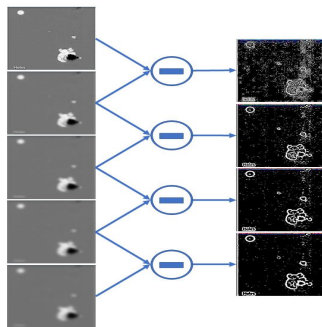


Fig. 2. 인접한 가우시안 이미지들에 대해 차 연산

이렇게 얻어진 이미지들에 대해 keypoint들을 찾는다. keypoint를 찾는 방법은 DoG 이미지들에 대해 극대, 극소값을 찾는 과정과 서브 픽셀에서의 극대, 극소값을 찾는 과정으로 이루어져 있다. 먼저 DoG 이미지들에 대해 극대, 극소값을 찾는 과정은 이 전에 생성한 DoG 이미지들 중 3개의 인접한 이미지들을 바탕으로 극대, 극소값의 대략적인 위치를 찾아내는 것이다. 인접한 3개의 이미지 중 가운데 이미지 내에서 하나의 픽셀에 대해 인접한 8개의 픽셀과, 첫 번째 이미지 안에서 해당 픽셀에 인접한 9개의 픽셀, 그리고 세 번째 이미지 안에서 해당 픽셀에 인접한 9개의 픽셀, 총 26개의 픽셀들에 대한 값을 얻는다.

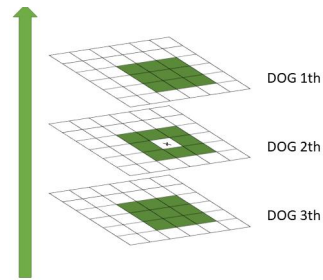


Fig. 3. 인접한 26개의 픽셀

이 중 만약 가운데 이미지에서 선택한 해당 픽셀이 가장 큰 값, 혹은 가장 작은 값을 갖는다면 해당 픽셀을 keypoint로 선정한다. 하지만 이 keypoint는 대략적인 위치이고, 정확한 좌표를 알기 위해서는 서브픽셀에서의 극대, 극소값을 찾는 과정을 거친다. 이 과정을 위해서는 Taylor expansion을 이용하며, 이를 통해 keypoint로 선정한 픽셀을 정확한 좌표로 근사 시킨다.

$$D(x) = D + \frac{\partial D}{\partial x}x + \frac{1}{2}x^r \frac{\partial^2 D}{\partial x^2}x$$

Fig. 4. Taylor expansion

이제 이런 식으로 구한 keypoint들 중 활용가치가 떨어지는 keypoint들을 제거해야 한다. 이를 위해 낮은 contrast를 갖는 keypoint와, 에지 위에 존재하는 keypoint들을 제거한다. 먼저 낮은 contrast를 제거하기 위해 방금 구한 서브픽셀의 좌표를 Taylor expansion을 다시 이용하여 intensity value를 얻어내고, 이 값이 0.03보다 작은 경우 해당 keypoint를 제거한다. 다음으로, 에지위에 존재하는 것들을 제거한다. 각 에지의 모든 좌표들에 대하여 keypoint가 설정이 되면 너무 많은 포인트가 설정 되므로, 관심점 중에 가장 활용도가 높은 corner점 검출을 위해 에지 위의 keypoint들은 제거한다.

앞의 단계까지는 크기의 변화에 대해 불변인 관심점 들을 추출하기 위함이었다면, 이 이후의 단계는 keypoint들에 대해 회전 불변성을 제공하기 위한 단계이다. 먼저 각 keypoint 주위에서 가울기의 크기와 방향을 수집한다. 이를 바탕으로 히스토그램을 생성하여, 360도 방향에 대해서 각 10도씩 36개의 영역으로 나눈다. 이 히스토그램에서 피크 값을 갖는 방향을 keypoint의 방향으로 지정해 준다. 추가적으로 피크 값을 갖는 방향의 80%를 초과하는 모든 방향들을 새로운 keypoint로 추가한다. 이는 원래의 keypoint에 대하여 위치와 크기는 동일하지만, 방향만 다른 새로운 keypoint로 이미지가 회전하더라도 회전 불변성을 갖도록 할 수 있다.

SIFT 알고리즘의 마지막 단계는 각 keypoint를 식별하기 위해 유니크한 descriptor를 생성하는 과정이다. keypoint 주변의 16x16 윈도우를 가울기의 크기와 방향이 계산된 4x4 윈도우 16개로 나눈다. 그 후 4x4 윈도우 안에 있는 벡터 데이터들을 8방향으로 할당 하면 결국 4x4 윈도우 하나 당 8개의 데이터, 총 128개의 데이터를 얻을 수 있고, 얻어진 벡터 값을 정규화 한다. 최종적으로 하나의 keypoint에 대하여 128개의 고유한 descriptor를 얻을 수 있게 된다.

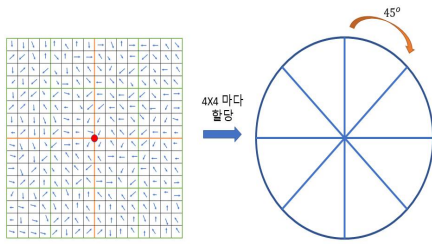


Fig. 5. 128개의 고유한 descriptor

2. SURF Feature

SURF(Speed-Up Robust Features)는 다중-스케일 공간 정리(Multi-Scale Space Theory)을 기반으로 하는 알고리즘이며, SIFT와는 달리 적분 영상을 사용하여 관심점을 찾는다. 이를 위해 계산 속도가 빠른 고속 헤시안 검출 방법을 사용 하는데 행렬식과 고유값을 바탕으로 관심점을 판단하는 방법이다. 또한 계산의 단순화를 위해 근사화한 D_{xx} 와 D_{yy} , D_{xy} 박스 필터를 사용하며, 이를 통해 적분 이미지의 계산 영역을 빠르게 구한다. 이러한 단계로 구한 관심점을 중심으로 $6s$ (scale)의 원 안에 있는 인접 값들에 대해 수평 및 수직 방향으로 Haar wavlet response를 사용한다. 이 방법은 어떠한 스케일에서도 쉽게 적분 이미지를 사용하여 찾을 수 있기 때문에 속도가 빠르다는 장점이 있다. 이를 바탕으로 대표적인 방향을 설정하기 위해 60도 크기의 sliding window를 이동 시키면서 범위 내에 있는 모든 응답의 합을 계산한다. 그림 6.의 그림에서 원 안의 파란 점은 response 값의 분포이고, 주황색의 벡터는 60도 크기의 sliding window 내에서 부채꼴 모양 안의 영역에 있는 response의 합을 표현한 것이다.

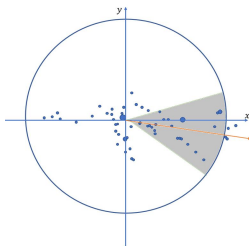


Fig. 6. Haar wavlet response 결과

SURF의 또 다른 특징은 hessian 행렬을 계산한 Laplacian에서 부호를 사용한다는 것이다. 부호가 같은 경우에만 매칭 되었다고 판단하며, 만약 같지 않다면 매칭 되지 않았다고 판단한다. 이를 이용해 매칭 단계에서 명암 대비가 있는 경우에만 feature를 계산하기 때문에 최소한의 정보만으로도 성능을 저하시키지 않고 더 빨리 매칭 시킬 수 있다.

3. HOG Feature

HOG(Histogram of Oriented Gradient)는 1986년 Robert K. McConnell 가 처음 설명한 내용을 2005년 광범위하게 사용하게 되었고 CVPR에서 보행자 탐지에 중점을 두고 확장되었다.

HOG는 픽셀에 대한 그레이스케일의 각도와 크기 변화를 고려하여 gradient orientation을 구하고 이 gradient orientation을 각도별 빈도수로 히스토그램화된 feature를 추출하는 방법이다. 먼저 이미지의 경계를 가장 많이 사용되는 Sobel mask를 이용해 구한다. 이렇게 구해진 gradient orientation을 블록 단위로 묶어 히스토그램을 구한 뒤 이 히스토그램을 하나의 벡터로 묶어 HOG descriptor를 형성한다.

4. 결함의 정의

본 논문에서는 SIFT, SURF의 경우에는 keypoint가 존재하는 경우를 결함이라고 정의하고, keypoint가 추출되지 않는 이미지를 정상이라고 정의한다. 또한 HOG의 경우에는 정상 이미지와 결함이 있는 이미지를 템플릿 매칭을 수행하기 위해서 두 이미지의 HOG descriptor를 비교할 것이다.

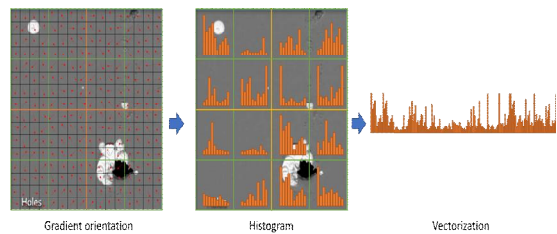


Fig. 7. gradient orientation을 벡터로 묶는 과정

IV. 연구결과

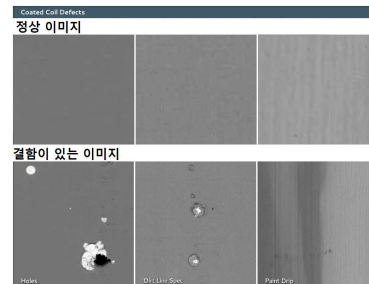


Fig. 8. 정상 이미지와 표면에 결함이 있는 이미지

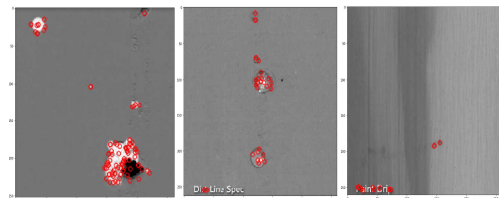


Fig. 9. SIFT를 이용한 결함 검출 결과

SIFT 로 표면 결함을 검출한 결과이다. 세 번째 이미지처럼 무늬가 있거나, 혹은 표면이 거친 영상에 대해서는 SIFT의 특성상 결함검출이 어렵지만 그렇지 않은 영상에서는 결함이 잘 검출되었음을 볼 수 있다. 또한 결함이 있는 이미지들 각각에 대해 30번의 수행 결과 평균 소요 시간은 아래와 같다.

Table 1. SIFT 평균 수행시간

첫 번째 이미지	두 번째 이미지	세 번째 이미지
0.095초	0.081초	0.094초

다음은 SURF로 표면 결함을 검출한 결과이다.

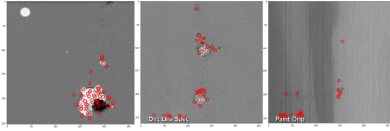


Fig. 10. SURF를 이용한 결함 검출 결과

세 번째 이미지처럼 무늬가 있거나, 혹은 표면이 거친 영상에 대해서는 SURF의 특성상 결함검출이 어렵지만 그렇지 않은 영상에서는 결함이 잘 검출되었음을 볼 수 있다. 또한 결함이 있는 이미지들 각각에 대해 30번의 수행 결과 평균 소요 시간은 아래와 같다.

Table 2. SURF 평균 수행시간

첫 번째 이미지	두 번째 이미지	세 번째 이미지
0.038초	0.035초	0.051초

그림 10의 이미지를 보면 첫 번째 이미지의 경우 SIFT보다 결함의 검출률이 떨어지는데, 이는 SURF의 속도가 SIFT보다 빠르지만 검출률은 더 떨어진다는 것을 나타낸다. 그림 11은 정상인 이미지와 결함이 있는 이미지의 Hog descriptor이며 템플릿 매칭을 통해 결함을 찾아낼 수 있다.

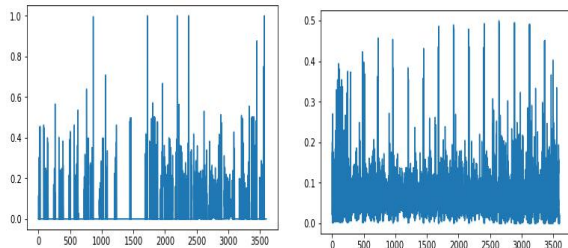


Fig. 11. 정상 이미지(좌)와 결함 이미지(우)의 hog descriptor

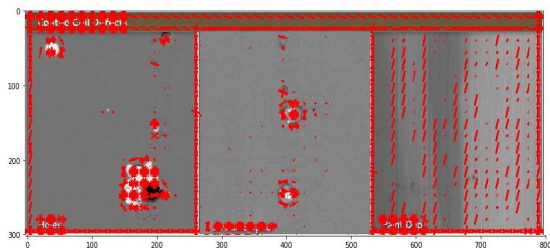


Fig. 12. hog descriptor를 시각화한 결과

V. Conclusion

본 논문에서는 머신비전을 이용한 표면결함검사 시스템에서 사용할 수 있는 특징으로서 SIFT, SURF, HOG를 제안하였다. 또한, 제안하

는 특징들에 대해 금속 표면에 존재하는 결함을 각 특징을 적용하여 검출한 결과로 검증하였다.

ACKNOWLEDGEMENT

이 논문은 산업통상자원부의 재원으로 한국산업기술진흥원(KIAT)의 지원을 받아 수행된 연구임. (2018년 스마트공장 운영설계 전문인력 양성사업, 과제번호 : N0002429)

REFERENCES

- [1] My-Ha Le, Byung-Seok Woo, Kang-Hyun Jo, "A Comparison of SIFT and Harris Conner Features for Correspondence Points Matching", National IT Industry Promotion Agency, NIPA-2010-C7000-1001-0007
- [2] Matthew Brown and David Lowe, "Invariant Features from Interest Point Groups", Department of Computer Science, University of British Columbia, Vancouver, Canada
- [3] Yong-Hwan Lee, Je-Ho Park, Youngseop Ki, "Comparative Analysis of the Performance of SIFT and SURF", Journal of the Semiconductor & Display Technology, Vol. 12, No. 3. September 2013.
- [4] Scott Krig, 17 September 2016, "Interest Point Detector and Feature Descriptor Survey", Computer Vision Metrics pp 187-246
- [5] International Journal of Innovative Research in Computer and Communication Engineering, Sujith B, Jyothishprakash, "Pedestrian Detection-A Comparative Study Using HOG and COHOG", ISSN ONLINE(2320-9801) PRINT (2320-9798)