

논문 2021-16-36

마스크 생산 라인에서 영상 기반 마스크 필터 검사를 위한 계층적 상관관계 기반 이상 현상 탐지 (Hierarchical Correlation-based Anomaly Detection for Vision-based Mask Filter Inspection in Mask Production Lines)

오 건 희, 이 효 진, 이 현 철*
(Gunhee Oh, Hyojin Lee, Heoncheol Lee)

Abstract : This paper addresses the problem of vision-based mask filter inspection for mask production systems. Machine learning-based approaches can be considered to solve the problem, but they may not be applicable to mask filter inspection if normal and anomaly mask filter data are not sufficient. In such cases, handcrafted image processing methods have to be considered to solve the problem. In this paper, we propose a hierarchical correlation-based approach that combines handcrafted image processing methods to detect anomaly mask filters. The proposed approach combines image rotation, cropping and resizing, edge detection of mask filter parts, average blurring, and correlation-based decision. The proposed approach was tested and analyzed with real mask filters. The results showed that the proposed approach was able to successfully detect anomalies in mask filters.

Keywords : Mask Production Line, Vision-based Mask Filter Inspection, Anomaly Detection, Cross-Correlation

1. 서 론

지금까지 마스크는 패션용 또는 방한용, 건설 현장에서 방진의 목적으로 착용하는 것 외에 황사 또는 수년에 한 번씩 발생하는 전염병의 대비를 위해 보건용으로 소비되어 왔다. 최근 발생한 COVID-19의 전세계적 대유행으로 마스크 산업은 수요의 급증으로 인해 크게 발전하고 있고, 급증한 소비에 따라 생산 공정 또한 고도화와 자동화가 이루어지고 있다. 그럼에도 불구하고 다수의 마스크 생산 기업에서 운용 중인 생산 시스템에서 마스크에 대한 양불 판정은 주로 사람의 눈을 통해서 검수 되고 있다. 하지만 검수자의 작업 피로도가 크고 검수자의 검수 속도가 생산 속도에 영향을 미치기 때문에 이로 인하여 마스크 생산 공정의 생산성 저하 문제가 발생할 수 있기 때문에 점차 마스크 검수 자동화 시스템을 구축해가고 있는 상황이다. 다만, 마스크의 불량 기준이 되는 필터의 이물질이 일정한 패턴을 보이는 것이 아니라 다양한 색상과 모양, 크기로 나타나고, 마스크 생산 시스템의 특성에 따라 마스크 이미지 전처리 기법이 달라져야하기 때문에 기존 영상 기반 검수 기법을 마스크 양불 판정에 그대로 적용하기 힘들다. 또한 최근 각광을 받고 있는 심층학습 기반 이상현상 탐지의 경우, 충분한 양의 불량 데이터가 필요하기 때문에 데이터 축적 및 라벨링을

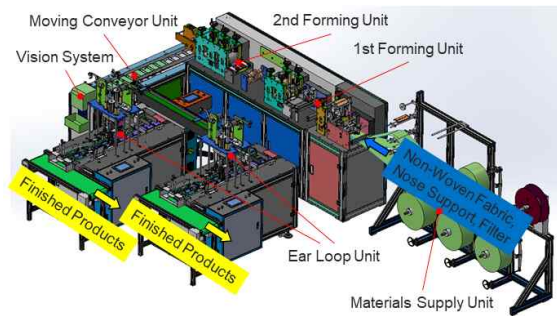


그림 1. 마스크 생산 시스템
Fig. 1. Mask production system

위한 추가 작업이 요구된다는 단점이 있다.

마스크 이물 탐지의 자동화를 위한 영상 처리에는 해결해야 할 다른 많은 문제들이 발생한다. 생산 공정의 라인 위에 놓이는 마스크들의 각도와 위치가 일정하지 않아 영상 처리를 수행할 때 마스크의 기준점을 잡기가 어렵고, 특히 라인 위의 먼지와 같은 이물로 인하여 영상 처리의 정확도가 감소될 수 있다. 따라서 마스크 이물 자동 탐지 시스템을 위해서는 정확한 판별을 수행하는 영상 처리 알고리즘이 중요하다. 앞에서 말한 것들과 같은 정확도를 감소시키는 외부 요인들을 극복하여 정확한 이미지를 얻을 수 있어야 하고, 그 이미지를 이용해 이물을 정확하게 검출할 수 있는 알고리즘의 개발이 요구된다 [1].

본 논문에서는 영상 기반 마스크 필터 검사를 위한 마스크 생산 시스템을 소개하고, 영상 기반 마스크 필터 검사 자동화를 위한 계층적 상관관계 기반 이상 현상 탐지 기법

*Corresponding Author (hlee@kumoh.ac.kr)

Received: Sep. 23, 2021, Revised: Oct. 17, 2021, Accepted: Dec. 2, 2021.

G.H. Oh: Kumoh National Institute of Technology (Senior Student)

H.J. Lee: Korea Electronics Technology Institute (Researcher)

H.C. Lee: Kumoh National Institute of Technology (Assist. Prof.)

※ 이 연구는 2019년 국립대학 육성사업비로 지원되었음.

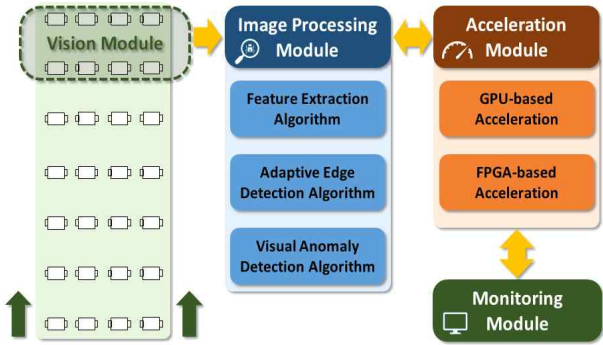


그림 2. 마스크 필터 검사 시스템
Fig. 2. Mask filter inspection system

을 제안한다. 제안된 기법은 실제 정상 및 불량 마스크 이미지를 이용하여 평가되었고, 성공적으로 마스크 필터의 이상 현상을 탐지할 수 있음이 검증되었다.

이후 본 논문은 다음과 같이 구성된다. 다음 장에서 마스크 생산 시스템 및 마스크 필터 검사에 대한 개념을 소개한다. 다음으로 본 논문에서 제안하는 상관관계 기반 이상 현상 탐지 기법에 대해 기술한다. 그리고 실험 결과 및 분석에 대해 기술하고, 마지막으로 결론을 맺는다.

II. 마스크 생산 시스템 및 마스크 필터 검사

1. 마스크 생산 시스템

본 논문에서 소개하는 마스크 생산 시스템은 그림 1과 같이 1차 및 2차 성형을 마친 마스크 필터가 컨베이어 라인을 따라 복수의 열로 이동될 수 있도록 적어도 2개 이상의 구동 롤러에 의해 회전되는 이송 벨트를 갖는 이송 장치에 기반하고 있다. 각 라인에서 마스크 필터에 마스크 이어링(ear ring)을 부착하고 다시 하나의 라인으로 합류하게 된다. 영상 기반 검수 장치는 합류된 이송 장치의 진행 방향 도중에 배치되고, 마스크의 필터에 대한 영상 정보를 획득함과 동시에 마스크 양불 판정 알고리즘을 수행한다. 마스크 검수 장치의 하류 측에는 마스크 중 불량 마스크를 선택적으로 흡착하여 제외하기 위한 흡착 장치가 포함되어 있다.

이러한 마스크 생산 시스템의 장점은 공정 시간이 많이 소요되는 작업을 두 라인에서 병렬적으로 수행함으로써 생산 시간을 줄일 수 있다는 것이다. 다만, 인간 검수자에 의한 검수 단계에서 생산 병목 현상이 발생하게 되는데, 본 논문에서 제안하는 영상 기반 검수 자동화를 통해 이러한 병목 현상을 해결할 수 있을 것으로 기대된다.

2. 마스크 필터 검사 시스템

영상 기반 마스크 필터 검사 시스템은 그림 2와 같이 크게 영상 획득 모듈 (Vision Module), 영상 처리 모듈 (Image Processing Module), 가속화 모듈 (Acceleration Module), 모니터링 모듈 (Monitoring Module)의 4개의 부분으로 구성된다. 먼저, 영상 획득 모듈에서 마스크 영상 데이

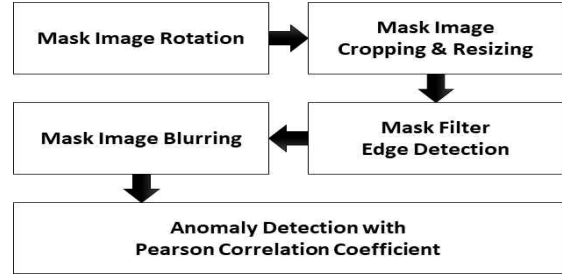


그림 3. 마스크 필터 검사의 과정
Fig. 3. Mask filter inspection process

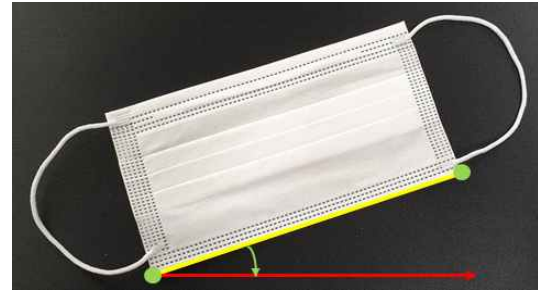


그림 4. 마스크 이미지 회전 개념
Fig. 4. Concept of mask image rotation

터를 획득하고, 영상 처리 모듈에서 마스크 이상 현상 탐지를 위한 이물 검출 알고리즘을 수행한다. 그리고 가속화 모듈에서는 영상처리 모듈에서 과도한 연산량이 요구되는 영상처리 알고리즘을 가속화하기 위한 GPU (Graphic Processing Unit) 기반 연산 가속화 기술, FPGA (Field Programmable Gate Array) 기반 연산 가속화 기술이 탑재된다. 마지막으로 모니터링 모듈에서는 마스크 생산 정보 및 마스크 양불 판정 결과, 통계 등을 감독자가 모니터링하게 된다. 본 논문에서 개발한 상관관계 기반 마스크 이상 현상 탐지 알고리즘은 영상처리 모듈에 탑재되어 수행된다.

III. 계층적 상관관계 기반 이상 현상 탐지

본 논문에서 제안하는 영상 기반 마스크 필터 검사를 위한 상관관계 기반 이상 현상 탐지는 실제 마스크 생산 시스템의 상황을 고려하여 그림 3과 같이 다양한 영상처리 기법들을 조합하여 수행된다. 제안된 기법은 마스크의 가로 방향을 맞춰주기 위한 이미지 회전, 필터 외의 이어링 부분 및 배경을 잘라 정확도를 높이기 위한 이미지 자르기 (Cropping), 필터 간 비교 시 원활한 비교를 위해 동일한 이미지 사이즈를 만들어주기 위한 크기 조정 기법, 필터 부분의 이물을 돋보이도록 하여 탐지의 원활한 수행을 위한 마스크 필터 부분의 에지 추출 및 평균 블러링 (blurring) 기법, 최종적으로 계층적 피어슨 상관관계수 (Pearson Correlation Coefficient) 함수를 이용한 마스크 이상 현상 탐지 기법으로 구성된다. 각 기법에 대한 세부적인 구현 및 적용 방법은 다음과 같다.

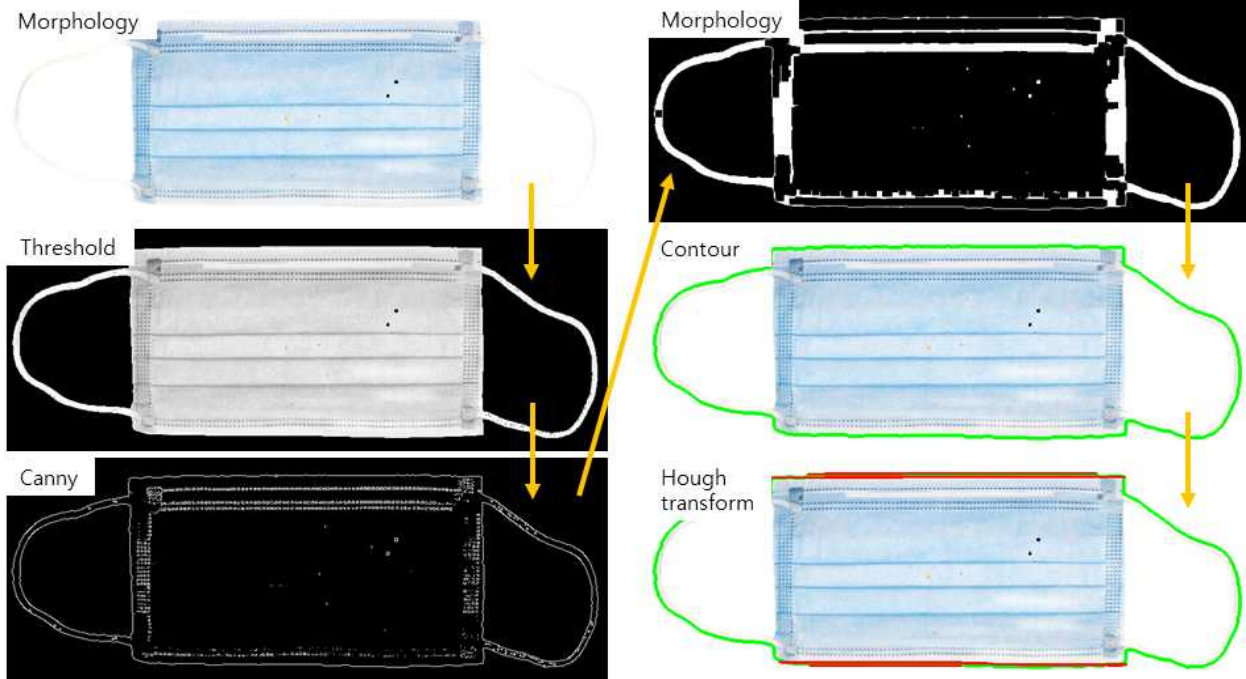


그림 5. 마스크 각도 및 필터 모서리 좌표 추출 과정
 Fig. 5. The process of extracting a mask image angle and filter corners

1. 마스크 이미지 회전

영상 기반의 마스크의 이물 탐지에서 정상/불량 마스크 간의 이미지 비교를 수행하기 위해서는 이미지의 크기와 면적, 각도가 동일한 조건에서 진행되어야 한다. 또한 두 이미지 간의 원활한 비교를 위해서는 마스크 가로 길이의 방향이 x축과 평행하도록 각도를 동일하게 맞춰주는 것이 중요하다. 하지만 실제 마스크 생산 시에 라인 상에 놓이는 마스크의 가로 길이는 라인의 진행 방향과 일치하지 않게 놓이기 때문에 그림 4와 같이 마스크가 라인 위에 놓일 때 발생 가능한 마스크 가로 길이와 라인의 진행 방향 간의 각도 오차를 없애주는 과정이 필요하다.

마스크의 가로 방향과 생산 라인 방향의 각도 차이를 없애기 위해 이미지 상에서 그 오차만큼 각도를 회전을 해주는데, 이때 이미지 상에서 마스크의 가로 방향을 구하기 위해 그림 5와 같이 몇 가지 영상처리 과정을 거친다. 먼저 이미지 모폴로지 (morphology) [2] 및 기준값 (threshold) 처리를 통해 미세한 잡티를 제거한다. 그리고 Canny 에지 탐지 기법을 적용하여 마스크 전체의 경계선들을 추출한다. 그리고 다시 모폴로지 과정을 거치고 이미지의 컨투어 (contour)를 추출한다. 마지막으로 Hough Transform 연산을 이용하여 앞서 추출된 컨투어에서 직선 성분에 대한 각도를 추출한다. 이를 통해 정상/불량 마스크의 가로 방향을 일치시켜 각도를 동일하게 만들어주어 두 마스크 간의 원활한 비교를 수행할 수 있다.

2. 마스크 이미지 자르기 (Cropping) 및 크기 조정 (Resizing)
 이미지 자르기 및 크기 조정을 수행하기 전, 마스크의 이

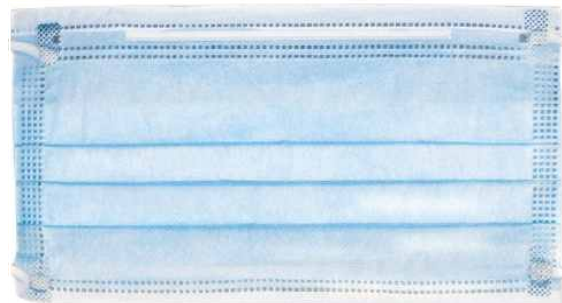


그림 6. 마스크 이미지 자르기 및 크기 조정 결과
 Fig. 6. A result of mask image cropping and resizing

어링 부분과 마스크의 배경이 되는 생산 라인이 포함된 이미지를 받아온다. 마스크 검사 시 이어링 부분에는 이물이 묻어 나오는 경우가 매우 드물고, 마스크의 필터 성능에는 아무 영향을 주지 않는다. 또한 마스크의 이동을 위한 컨베이어 벨트는 방진 시스템을 갖추더라도 공기 중의 먼지 등의 이물이 묻을 수밖에 없기 때문에 받아들인 이미지의 배경이 되는 벨트 부분이 이물 탐지의 수행에 영향을 미치게 된다. 따라서 필터 부분의 이물 탐지의 정확도를 높이기 위해 먼저 받아들인 이미지에서 마스크 필터 부분의 모서리를 추출하고 각 꼭짓점의 좌표를 구해 그림 6과 같이 마스크의 필터 외의 부분을 잘라낸다.

마스크는 신축성이 있는 연한 재료로 만들어져 외부 접촉에 의해 필터 부분의 면적이 달라질 수 있고, 특히 생산된 마스크가 라인에 놓일 때 외부 접촉에 의해 필터 면적 변화가 발생하기 쉽다. 정상/불량 마스크 간의 비교를 수행할 때

이미지의 히스토그램 값은 이미지의 크기와 픽셀 값에 따라 변화하기 때문에 두 마스크 간의 원활한 비교를 위해서는 앞의 과정을 통해 잘라낸 마스크 필터 부분의 이미지 크기를 조정하여 비교를 수행하는 이미지 크기를 동일하게 맞추는 것이 중요하다.

3. 마스크 필터 에지 탐지

앞의 과정을 거친 마스크 이미지의 필터 부분에 묻어 나오는 이물이 더 돋보이도록 하기 위해 다양한 에지 탐지 기법들을 고려할 수 있다 [3-5]. 본 연구에서는 테스트 결과 그림 7과 같은 LoG (Laplacian of Gaussian) 처리를 통해 에지를 탐지하였다. 먼저 이미지를 그레이스케일로 변환한 후 Gaussian Blur 처리를 하고 Laplacian 함수를 이용하여 에지를 검출한다. 이때 Threshold 함수를 이용하여 픽셀값이 임계값보다 큰 경우 흰색으로 바꿔주어 이물이 더욱 잘 보이도록 한다. 여기서 사용한 LoG 처리는 일반적인 Edge Detection 알고리즘인 Laplacian이나 Canny, Sobel에 비하여 더 두꺼운 에지를 검출할 수 있기 때문에 이물이 묻은 부분에 더 큰 변화를 주어 이물 탐지 시 정확도를 높일 수 있다. 본 연구에서는 LoG 처리 결과 그림 8과 같은 에지들을 탐지할 수 있었다.

4. 평균 블러링 (Average Blurring)

마스크의 필터 부분에 묻어 나오는 이물의 형태는 매우 다양하고, 형태에 따라 정형과 비정형으로 구분할 수 있다. 정형의 경우 선형 또는 원형과 같이 모양을 정의할 수 있는 형태를 말하고, 비정형은 그 외 복잡한 형태를 말한다. 또한, 마스크의 필터에서 탐지되는 이물은 한눈에 알아볼 수 있을 만한 mm 단위의 크기부터 머리카락 굵기까지 다양한 크기를 가진다. 이러한 다양한 형태의 미세한 이물의 존재를 보다 넓은 영역에 나타내기 위해 평균 블러링 기법 [6-8]을 적용하였다. 평균 블러링은 그림 9와 같은 개념으로 수행되며, 다음과 같은 수식으로 표현될 수 있다.

$$g(i,j) = \frac{1}{MN} \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} g(i+m-\underline{M}, j+n-\underline{N}). \quad (1)$$

여기서 M 과 N 은 각각 $g(i,j)$ 의 i 및 j 방향 커널의 크기이고, $\underline{M} = \text{floor}(M/2)$ 과 $\underline{N} = \text{floor}(N/2)$ 이다. floor 는 내림 함수이다. 결과적으로 그림 10과 같이 이미지를 흐리게 만들어 잡음을 제거하는 효과를 나타낼 수 있다. 이물의 크기와 형태에 관계없이 이물이 묻은 부분과 그 주위를 평균 블러링을 사용하여 필터 크기를 매우 크게 설정해 이미지 값을 변경시킨다. 변경된 이미지 값들은 정상 이미지와의 히스토그램 비교에서의 차이를 극대화해준다.

5. 계층적 피어슨 상관계수 함수 기반 양불 판정

마지막으로 정상 마스크 이미지와 검사 대상 마스크 이미지 간 상관관계를 계산하기 위해 피어슨 상관계수를 도출한다. 피어슨 상관계수 (Pearson Correlation Coefficient)

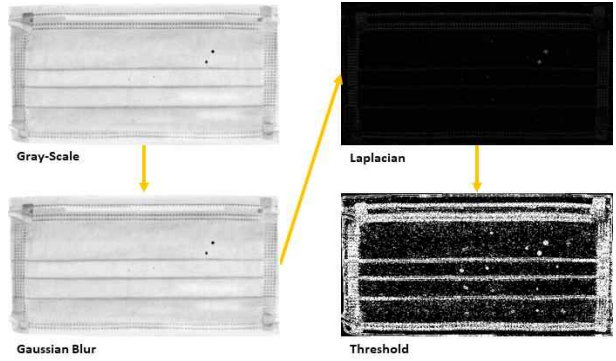


그림 7. LoG 처리
Fig. 7. LoG processing

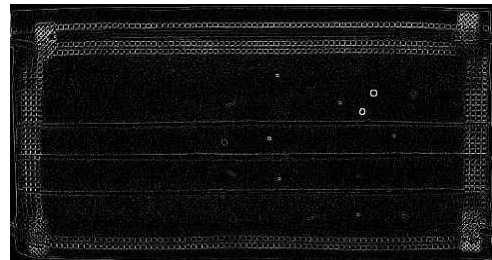


그림 8. LoG 처리를 통한 에지 탐지 결과
Fig. 8. A result of edge detection through LoG processing

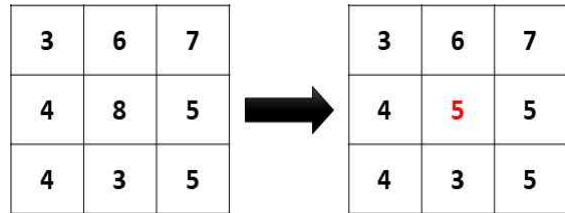


그림 9. 평균 블러링의 개념
Fig. 9. The concept of average blurring



그림 10. 마스크 필터의 평균 블러링 결과
Fig. 10. A result of average blurring of a mask filter

[9-12]를 도출하기 위해서는 우선 각 이미지의 히스토그램 값을 추출해야 하는데, 이미지 히스토그램이란 각 픽셀 (pixel)당 빈도수를 나타낸 테이블을 의미한다.

본 연구에서 이미지 히스토그램은 총 256개의 값을 가지는 2차원 행렬로 추출되었고, 피어슨 상관계수 도출의 편의

성을 위해 구현 과정에서 1차원 행렬로 축소시킨다. 정상 및 검사 대상 마스크 이미지의 1차원 히스토그램 행렬 2개에 대해 피어슨 상관계수를 도출하면 0~1 사이의 값을 가지게 된다. 도출된 피어슨 상관계수의 값이 1에 가까울수록 정상 마스크 이미지와 유사하다는 것을 의미하고, 1에서 멀어질수록 불량 마스크로 판단하게 된다.

기존 상관계수 기반 불량 탐지 기법들 [13, 14]과는 다르게, 본 연구에서는 불량 마스크 탐지에 특화된 계층적 피어슨 상관계수 함수를 도출하고 이를 이용한 불량 탐지를 수행하였다. 계층적 피어슨 상관계수 함수는 평균 블러링 기법에 사용되는 커널의 크기에 따른 피어슨 상관계수에 대한 함수이다. $k \times k$ 커널 기반 평균 블러링을 통과한 정상 마스크 이미지 R 과 불량 마스크 이미지 C 사이의 계층적 피어슨 상관계수 함수 H 는 다음과 같이 도출된다.

$$H(R, C, k) = \frac{\sum_{i=1}^S (R_k(i) - \bar{R}_k)(C_k(i) - \bar{C}_k)}{\sqrt{\sum_{i=1}^S (R_k(i) - \bar{R}_k)^2} \sqrt{\sum_{i=1}^S (C_k(i) - \bar{C}_k)^2}} \quad (2)$$

여기서 S 는 히스토그램의 크기이고, R_k 및 C_k 는 R 과 C 에 $k \times k$ 커널 기반 평균 블러링 기법을 적용한 이미지의 히스토그램이고, \bar{R}_k 및 \bar{C}_k 은 히스토그램의 평균값이다. 이 함수의 최솟값이 기준값보다 작은 경우 불량 마스크로 판정한다. 마스크의 정상/불량 판정을 위한 기준값은 생산 환경, 생산 시스템의 성능 등을 고려하여 설정된다.

IV. 실험 결과

1. 마스크 필터 에지 탐지 및 평균 블러링 결과

본 논문에서 제안하는 상관관계 기반 이상 현상 탐지 기법에서 마스크 이미지 회전, 자르기 및 크기 조정은 탐지 알고리즘 적용을 위한 전처리 기법들이다. 마스크 필터 에지 탐지 및 평균 블러링 기법은 전체 시스템의 성능에 큰 영향을 줄 수 있다. 특히, 에지 탐지에는 다양한 기법들이 있기 때문에 어떤 기법이 마스크 에지 탐지에 적절한지 비교 및 분석이 필요하다. 본 논문에는 먼저 Differential, SED (Sobel Edge Detection), Laplacian 기법을 테스트하였다. Differential 기법은 에지 탐지 기법 중 가장 기본적인 것으로서 x, y 의 각 커널 크기를 설정하고 x, y 방향에 대한 편미분 (partial differential)을 수행하여 영상의 수직, 수평의 에지를 검출하고 검출한 두 영상을 합치는 기법이다. SED 기법은 Differential 기법과 달리 대각선 방향에 대한 에지를 검출할 수 있지만 본 논문에서는 앞의 Differential 기법과 동일하게 수평, 수직 방향으로의 에지 검출만을 수행하여 두 영상을 합치는 방법을 사용했다. Laplacian 기법은 앞의 두 기법들이 사용하는 1차 미분을 통한 에지를 탐지하는 방식과 다르게 수평, 수직 방향을 구하는 대신 2차 편미분을 사용하여 에지를 구하는 방식을 사용한다. 추가적으로 평균

Image Processing	Normal Image	Defect Image
Original (Gray-scale)		
Differential Edge Detection		
Sobel Edge Detection		
Laplacian Edge Detection		
Average Blurring		

그림 11. 마스크 필터 에지 탐지 및 평균 블러링 기법의 정상 및 불량 마스크 이미지 적용 결과

Fig. 11. The results of applying mask filter edge detection and average blurring methods to normal and defect mask images

블러링 기법도 함께 비교 및 분석을 수행하였다.

마스크 필터 에지 탐지 및 평균 블러링 기법의 정상 및 불량 마스크 이미지 적용 결과는 그림 11과 같았다. 모두 그레이 스케일 (gray-scale) 이미지 기준으로 기법들을 적용하였다. 육안으로 볼 때 Differential 기법이 불량 마스크 검출에 유리한 것처럼 보인다. SED 및 Laplacian 기법은 마스크의 이물질뿐만 아니라 미세한 패턴까지 탐지하기 때문에 불량 마스크 탐지에는 오히려 불리한 기법으로 판단할 수 있다. 또한 평균 블러링 기법은 미세한 패턴은 사라지게 하고 이물질 영역을 확대하는 효과가 있기 때문에 마스크 탐지에 유리한 기법으로 판단하였다.

마스크 필터 에지 탐지 및 평균 블러링 기법에 따른 정상 및 불량 마스크 이미지 간 피어슨 상관계수는 표 1에 정리되어 있다. 1보다 작을수록 불량 마스크 식별에 유리한 기법이라 할 수 있다. Differential 기법은 육안으로 판단했을 때에는 정상/불량 마스크 판별이 쉬울 것으로 판단했지만, 피어슨 상관계수를 이용한 정량적인 결과를 기준으로 하면 판별이 오히려 어려울 수 있었다. Laplacian 기법을 적용하여 도출한 피어슨 상관계수의 정량적 값은 다른 기법을 수행하여 도출된 피어슨 상관계수의 정량적 값보다 1에 가깝게 나타나는 것을 확인할 수 있다. 따라서 Laplacian 기법을 사용한 정상/불량 이미지의 전처리 결과 두 이미지가 거의 일치한다는 것을 의미한다. SED 기법은 육안으로 판단했을 때에는 판별이 어려웠지만, 피어슨 상관계수 기준으로 판단했을 때에는 오히려 Differential 기법보다 판별이 쉬울 것으로 보였다.

표 1에서 알 수 있듯이 적용한 기법들 중에서 정상/불량 판별에 가장 적절한 기법은 평균 블러링 기법이었다. 육안 판별도 괜찮았지만, 정량적으로도 가장 낮은 값을 보였기

표 1. 마스크 필터 에지 탐지 및 평균 블러링 기법에 따른 정상 및 불량 마스크 간 피어슨 상관계수

Table 1. Pearson correlation coefficients between normal and defect mask images according to mask filter edge detection and average blurring methods

	Pearson Correlation Coefficient
Differential	0.99999846
Sobel Edge Detection	0.99997359
Laplacian	0.99999960
Average Blurring	0.99994496

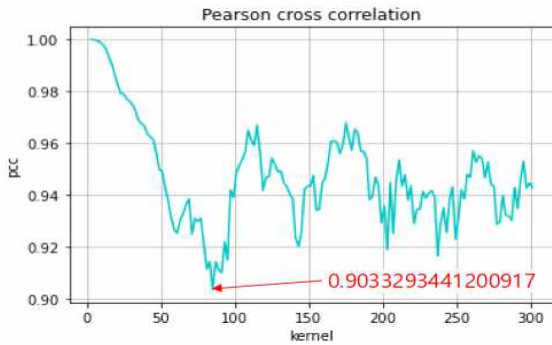


그림 12. 계층적 피어슨 상관계수 함수

Fig. 12. Hierarchical Pearson cross correlation function

때문이다. 평균 블러링 기법은 단독으로 적용될 수도 있지만 보다 나은 판별 성능을 위해 에지 탐지 기법과 함께 적용될 수 있다. 본 연구에서는 LoG 처리를 수행한 후에 평균 블러링 기법을 적용하였다.

2. 이상현상 탐지 결과

피어슨 상관계수를 사용함에 있어서 평균 블러링 기법이 가장 적절한 기법이었지만, 전체적으로 수치들이 높기 때문에 안정적인 판별 기준으로 보긴 힘들었다. 따라서 본 연구에서는 평균 블러링 기법에 적용하는 커널의 크기에 따른 계층적 피어슨 상관계수 함수를 도출하여 불량 마스크 검출에 사용하였고 그 결과는 그림 12와 같았다. 함수 도출에 사용된 커널 크기는 최소 3×3부터 최대 301×301까지였다. 최솟값은 약 0.9033이었고 판별을 위한 기준값은 0.95로 설정되었다. 계층적 피어슨 상관계수 함수 및 최솟값은 마스크 생산 시스템 및 환경 조건에 따라 달라질 수 있고, 판별을 위한 기준값도 그에 따라 달라질 수 있기 때문에, 영상 기반 판별 시스템 구축 후 기준값 설정을 위한 다양한 마스크 샘플 기반 실험이 필요하다.

3. 정량적 성능 평가

본 논문에서 제안한 마스크 이상탐지 기법의 정량적 성능 평가를 위해, 정상 마스크 이미지 100개, 불량 마스크 이미지 100개, 총 200개의 마스크 이미지를 이용하여 정량적 성능 평가를 수행하였다. 제안된 기법에서 양분 판정을 위해

표 2. 이상탐지 결과에 대한 혼동 행렬

Table 2. Confusion matrix for anomaly detection results

		True	
		Normal	Anomaly
Detection Result	Normal	99	8
	Anomaly	1	92

표 3. 기준 값에 따른 정밀도, 재현율, 정확도

Table 3. Precision, recall, and accuracy according to threshold

		Precision	Recall	Accuracy
Threshold	0.75	0.885	1.000	0.935
	0.80	0.901	1.000	0.945
	0.85	0.917	1.000	0.955
	0.90	0.917	1.000	0.955
	0.95	0.925	0.990	0.955

사용되는 기준 값이 0.95일 때 혼동 행렬 (Confusion Matrix)은 표 2와 같았다. 또한 기준 값을 0.75에서 0.05 간격으로 0.95까지 변화시키며 혼동 행렬을 획득했고, 이를 기반으로 정밀도 (Precision), 재현율 (Recall), 정확도 (Accuracy)를 표 3과 같이 도출하였다. 기준 값이 낮은 경우에 정밀도가 상대적으로 떨어졌지만, 재현율과 정확도는 기준 값의 변화에 상관없이 높은 결과를 나타내었다. 전체적으로 제안된 기법이 잘 동작하므로 확인했지만, 불량 마스크를 정상 마스크로 잘못 판별하는 FP (False Positive)에 대해서는 추후 개선이 필요하다고 판단된다.

V. 결론

본 논문에서는 마스크 생산 라인에서 영상 기반 마스크 필터 검사를 위한 계층적 상관관계 기반 이상 현상 탐지 기법을 제안하였다. 제안된 기법은 마스크 이미지 회전, 자르기, 크기 조정, 마스크 필터 에지 탐지 기법, 평균 블러링 기법, 계층적 피어슨 상관계수 함수로 구성되었다. 계층적 피어슨 상관계수 함수의 최솟값이 설정된 기준값보다 낮을 때 불량 마스크로 판별하였다. 제안된 기법은 실제 마스크 이미지를 이용하여 테스트되었고 정량적 수치를 통해 성공적으로 수행되었음을 알 수 있었다. 향후 연구에서는 보다 효율적인 이상 현상 탐지를 위해, 본 연구에서 사용된 다양한 영상처리 알고리즘들의 파라미터 간 관계를 분석하고, 성능 측면에서의 비용 함수를 정의하고 최적화를 수행할 예정이다. 그리고 보다 정확한 이상 현상 탐지를 위해, 정상 및 비정상 마스크 간 상관관계 차이를 증가시킬 수 있는 새로운 영상처리 알고리즘을 개발할 예정이다. 또한 실제 마스크 생산 시스템에서 발생할 수 있는 다양한 환경적 조건들을 이상탐지 알고리즘에 반영함으로써 본 연구의 실용성을 향상시키고자 한다.

References

- [1] G. Wang, Y. Wang, H. Li et al., "Morphological Background Detection and Illumination Normalization of Text Image with Poor Lighting," PLoS ONE, Vol. 9, No. 11, pp. 1-22, 2014.
- [2] J. Y. Gil, R. Kimmel, "Efficient Dilation, Erosion, Opening, and Closing Algorithms," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 24, No. 12, pp. 1606-1617, 2002.
- [3] S. Belfkih, P. Montesinos, R. Beuscart, "Edge Detection Using on Partial Differential Equation and Anisotropic Diffusion," Proceedings of the International Symposium on Signal Processing and Its Applications, Vol. 1, pp. 553-556, 2003.
- [4] C. Xiansheng, "An Edge Detection new Algorithm Based on Laplacian Operator," Proceedings of the IEEE International Conference on Communication Software and Networks, pp. 202-206, 2011.
- [5] Jihun Kim, Daesik Lee, Minho Lee, "Lane Detection System Using CNN," Journal of embedded systems and applications, Vol. 11, No. 3, pp. 163-171, 2016.
- [6] D. S. Prabha, J. S. Kumar, "Performance Analysis of Image Smoothing Methods for low Level of Distortion," Proceedings of the IEEE International Conference on Advances in Computer Applications, pp. 372-376, 2016.
- [7] I. Hussai, T. R. Reed, "Segmentation-based Nonlinear Image Smoothing," Proc. International Conference on Image Processing, Vol. 2, pp. 507-511, 1994.
- [8] M. C. Pan, A. H. Lettington, "Smoothing Images by a Probability Filter," Proceedings of the IEEE International Joint Symposia on Intelligence and Systems, pp. 343-346, 1998.
- [9] D. M. Tsai, C. T. Lin, "Fast Normalized Cross Correlation for Defect Detection," Pattern Recognition Letters, Vo. 24, No. 15, pp. 2625-2631, 2003.
- [10] A. K. R. Mujahid, C. Thirumalai, "Pearson Correlation Coefficient Analysis on Adenoma Carcinoma Cancer," Proceedings of the International Conference on Trends in Electronics and Informatics, pp. 492-495, 2017.
- [11] D. M. Tsai, C. T. Lin, "Fast Normalized Cross Correlation for Defect Detection," Pattern Recognition Letter, Vol. 24, No. 15, pp. 2625 - 2631, 2003.
- [12] M. G. Kim, S. C. Kim, "Visual Object Tracking Using Inter-frame Correlation of Convolutional Feature maps," Journal of Embedded Systems and Applications, Vol. 11, No. 4, pp. 219-225, 2016.
- [13] M. H. Annaby, Y. M. Fouda, M. A. Rushdi, "Improved Normalized Cross-correlation for Defect Detection in Printed-circuit Boards," IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing, Vol. 32, No. 2, pp. 199-211, 2019.
- [14] C. Wang, B. C. Jiang, J. Lin, C. Chu, "Machine Vision-based Defect Detection in IC Images Using the Partial Information Correlation Coefficient," IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing, Vol. 26, No. 3, pp. 378-384, 2013.

Gunhee Oh (오 건 희)

2016~Department of IT Convergence Engineering, School of Electronic Engineering, Kumoh National Institute of Technology (B.S.)

Field of Interests: Vision-based Anomaly Detection, Object Detection, Machine Learning
Email: 20160732@kumoh.ac.kr

Hyojun Lee (이 효 진)

2017 Mechanical Engineering from Kumoh National Institute of Technology (B.S.)
2021 Researcher, KETI

Career:

2020 Researcher, Kumoh National Institute of Technology
Field of Interests: Image Processing, Object Detection, Machine Learning, re-ID in Multiple-Object-Tracking
Email: ketihjlee@keti.re.kr

Heoncheol Lee (이 현 철)

2006 Electronic-Electrical Engineering and Computer Sciences from Kyungpook National University (B.S.)
2008 Electrical Engineering and Computer Sciences from Seoul National University (M.S.)

2013 Electrical Engineering and Computer Sciences from Seoul National University (Ph.D.)

2019~Department of IT Convergence Engineering, School of Electronic Engineering, Kumoh National Institute of Technology (Assist. Prof.)

Career:

2011 Researcher, ASRI, Seoul National University
2013 Senior Researcher, Agency for Defense Development
2019 Technical Adviser, LG Electronics
Field of Interests: Vision-based Anomaly Detection, SLAM, Path Planning, Algorithm Acceleration, Deep Learning
Email: hlee@kumoh.ac.kr