

머신 비전 기반 MLCC 외관 검사 장비 개발

고국원*, 이지연**

*한라대학교 미래모빌리티공학과

**AI융합보안학과

e-mail:kukwon.ko@halla.ac.kr

Development of Visual MLCC Inspection Machine

Kuk Won KO*, Ji Yeon LEE**

*Dept. of Future Mobility Engineering, Halla University

**Dept. of AI Convergence Security Engineering

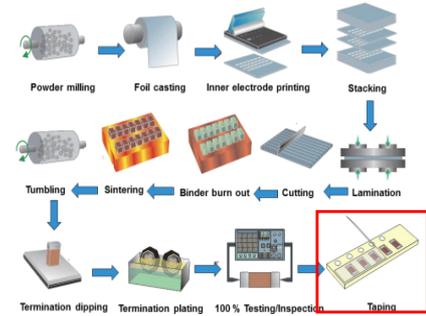
요약

본 논문에서는 적층세라믹콘덴서(MLCC : Multi-Layer Ceramic Condencer) 생산 과정의 마지막 단계에서, 벌크 상태로 공급되는 MLCC Chip 제품을 정렬하여 정전용량검사와 Machine 비전 장치에 의해 외관검사를 수행하여 양품/불량품을 선별하고 최종적으로 Carrier tape에 포장을 위한 taping 공정에서의 검사 장비를 개발하였다. 분당 3,800개상의 검사를 위해서는 초당 100frame/s의 고속 비전과 고속 처리를 위한 비전 검사장치가 필요하다. 고속 검사를 위해서는 스트로브 조명을 사용하여 영상획득을 진행하고 특징치 추출의 기법과 인공지능 기반의 알고리즘을 동시에 사용하여 불량 검출을 진행하였다.

1. 서론

적층 세라믹 콘덴서(MLCC - Multilayer Ceramic Capacitor)는 전자 제품에서 사용되는 필수 제품으로 스마트폰을 비롯한 IOT 제품에서부터 전기자동차에 이르기 까지 내부 회로의 전류를 안정화 하는 역할을 한다[1]. MLCC의 시장은 스마트폰·웨어러블 디바이스 등으로 회로 부품 소형화에 따라 초소형 MLCC에 대한 수요가 증가하고 있으며, 또한 자동차의 전자기능 향상에 따른 전장부품 증가와 전기 자동차의 수요 증가에 따라 사용량이 증가하는 있는 전장용 MLCC에 대한 수요가 증가하고 있다. MLCC의 제조 공정은 그림 1과 같이 15개 이상의 공정으로 구성되어 진다. 최종 생산 공정인 Taping 공정은 Bulk 상태로 공급되는 전장용/초소형 MLCC를 순차적으로 공급하여 정렬하고, 정전용량 측정, 머신 비전에 의한 외관검사 후 양품만을 선별하여 포장재인 Carrier tape에 담는 것으로 분당 3,800개 이상을 생산해야 하는 고속 공정이다. 이를 위해서 빠르게 MLCC 부품을 핸들링하고 비전 검사할 수 있는 장비가 필요하다. 본 연구에서는 초소형 MLCC taping 공정에서 불량을 선별할 수 있는 외관 검사 장비를 개발하였다. 머신 비전은 다양한 불량에 대한 빠른 검사 속도를 만족하기 위하여 기존의 특징치 기반 검사와 인공지능검사를 병행하여 진행하였다.

◎ 적층 세라믹 캐패시터 제조 프로세스

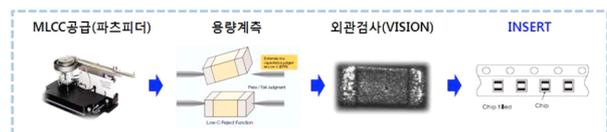


[그림 1] MLCC 제조 공정

2. MLCC taping 검사 장비 개발

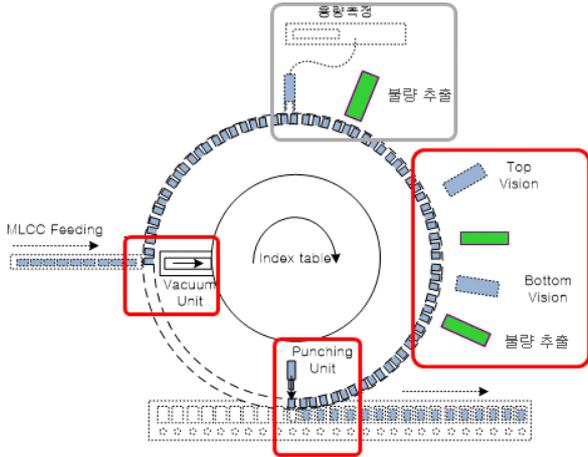
2.1 MLCC Taping 공정의 개요

MLCC 검사 및 테이핑 장비는 그림 2와 같이 MLCC 정렬 공급(파츠피더 혹은 리니어 피더), MLCC 공급을 위한 슈팅, MLCC 고속 반송, 정전용량 검사, 외관 불량 검출, 불량/양품 배출, Carrier tape공급, Reel 공급, Chip 포장과 같은 많은 기능을 수행할 수 있도록 구성된다.

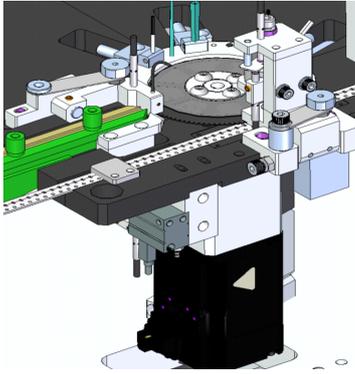


[그림 2] MLCC Taping 주요 공정

MLCC 고속 검사를 위해서는 그림 3과 같이 index table을 사용하여 제품을 이송하면서 MLCC의 capacitance 와 외관 검사를 수행해야 한다. Index 테이블 주변에는 제품을 공급 받기 위한 진공흡입 장치, 정전용량 검사 장치 및 제품 불량 검사를 위한 비전 검사 장치, 불량 제품 배출 장치 및 양품 제품 배출 장치로 이루어져 있다.



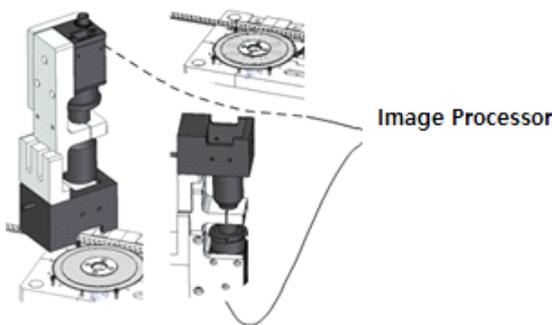
[그림 3] Index Table 모듈 구성도



[그림 4] Index Table 장치의 모델링

2.2 머신 비전 장치 구성

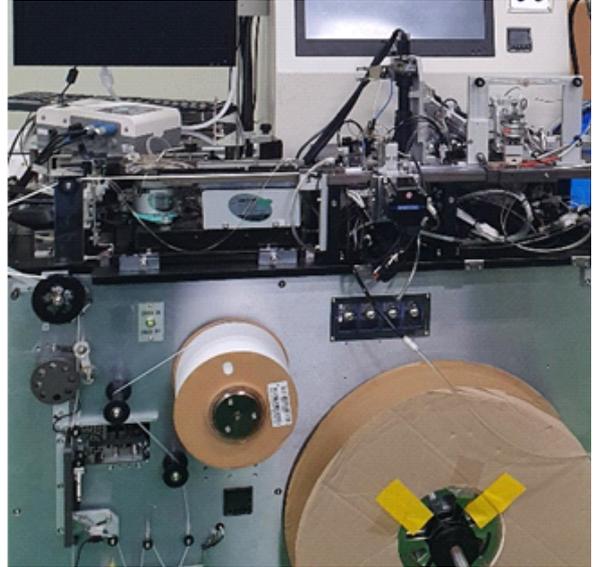
고속으로 동작하는 Index 모듈 장치에서 MLCC 제품의 외관 검사를 위해서는 100frame/sec이상의 Image 획득이 가능하도록 스트로브 조명장치와 동기된 카메라 구성이 필요하다. 그림 5는 영상 검사 장치의 구성을 나타낸 것이다.영상의 분해능은 5um/pixel이 되도록 설정하였다.



[그림 5] 비전 검사 장치 구성

2.3 Taping 검사 장치

개발된 MLCC 고속 taping 검사장치는 그림 7에 나타냈다. 개발된 장비는 크게 MLCC 공급장치, 외관 검사장치, 정전 검사장치, 양불량 배출장치, 포장 장치 와 같이 5개의 모듈로 구성이 되어있다

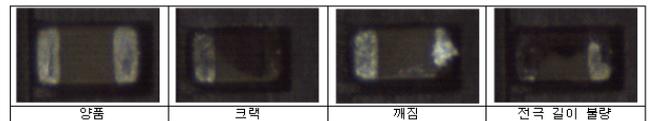


[그림 6] 개발된 Taping 검사 장치

3. 외관 검사 알고리즘

3.1 외관 불량 검사 종류

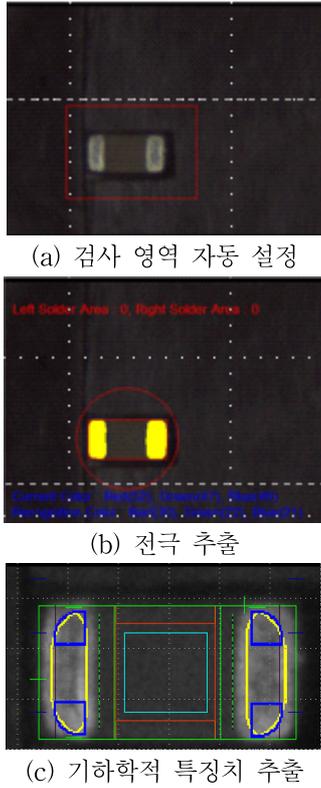
MLCC에서 주요 외관 검사 항목은 그림7에서 나타내었다. 전극 길이 불량은 정해진 형상에서 5%이상의 길이(가로, 폭) 이상이 생겼을 경우를 불량으로 검출한다. 깨짐은 전극의 깨진 상태로 면적 등이 10%이상 벗어날 경우 깨짐 불량이며, 크랙은 제조 공정이나 이동 중에서 전극이 깨진 경우로 MLCC 외관 검사 공정에서 매우 검출하기 어려운 불량이다.



[그림 7] MLCC 불량 유형

3.2 특징치 기반 불량 검사 종류

MLCC에서 외관 검사 순서에 따른 영상을 그림 8에서 나타내었다. 획득된 영상에서 먼저 이진화 기법을 사용하여 검사 영역을 설정하고 전극을 추출하고 회전 방향을 수평으로 보정한 뒤에 전극 중심으로부터 수평 수직 방향으로 영상의 밝기 값을 projection하여 전극의 크기를 하여 전극 길이 불량을 구하여 전극 길이 불량을 검출한다[2]. 또한 크랙은 영상의 edge 값을 추출하여 크랙을 검사하고 깨짐은 전극의 형태를 분석하여 검사한다.



[그림 8] 특징치 기반 영상 처리 알고리즘

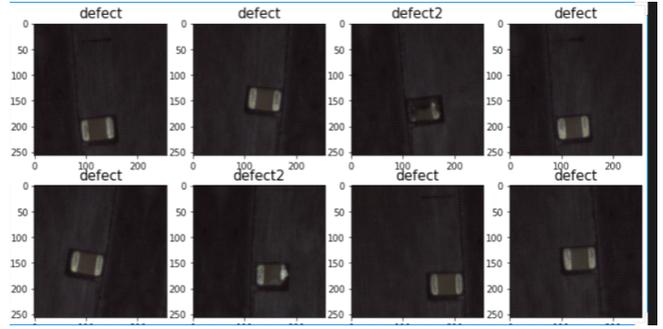
3.3 특징치 기반 불량 검사 종류

MLCC 검사에서 전극의 색감과 밝기, 그리고 면의 색의 변화를 확인하여 깨짐, 굽김, 색감 이상 등은 기존의 특징치 추출 기반 검사 방법으로는 검사가 매우 어렵다. 이를 보완하기 위해서는 인공지능 기법을 활용하여 양품 영상과 불량 영상을 구별하는 모델을 구성하였다. 신경회로망 모델은 CNN(Convolution Neural Network)을 기반으로 하여 불량을 검출할 수 있도록 구성하였다[3~5]. 각 불량 데이터는 각 1000개로 200x130 pixel의 이미지로 구성되어 있다. 1000개 영상중에서 800개의 영상은 학습으로 사용하였으며, rotation과 translation에 대해서 강인한 신경망을 가지도록 Tensorflow.Keras에서 제공되는 ImageDataGenerator함수를 활용하여 다양한 image를 생성했으며 크기는 중요한 특징치이므로 scale과 관련된 영상은 변환은 처리하지 않았다.

[표 1] imagegenerator의 설정 변수

```
datagen = ImageDataGenerator(rotation_range = 10,
                             width_shift_range=0.2,
                             height_shift_range=0.2,
                             vertical_flip =True,
                             horizontal_flip =True)
```

학습 영상들은 그림9에 250x250 pixel의 형태로 나타내었으며 이중에서 240x130 pixel의 FOV로 추출하여 사용한다.



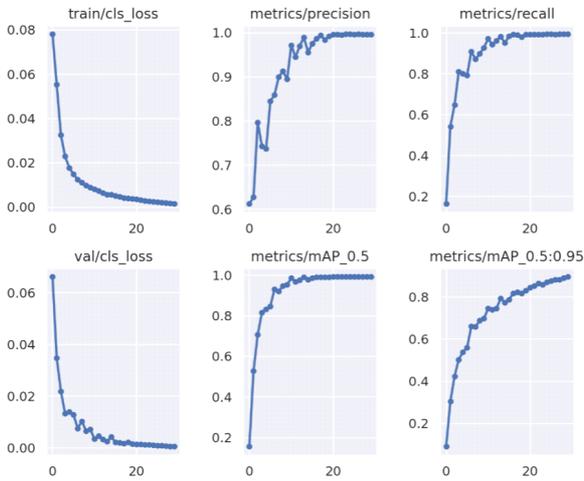
[그림 9] image generator를 이용한 학습 데이터 재 구성

CNN기반의 신경회로망 모델은 그림 10에 나타내었다. 총 4개의 Feature Extraction을 위한 convolution layer을 구성하였으며 분류를 위한 classifier는 3개의 층으로 구성하였다.

```
Model: "sequential_5"
-----
Layer (type)                Output Shape              Param #
-----
conv2d_20 (Conv2D)          (None, 198, 128, 32)     896
max_pooling2d_20 (MaxPoolin (None, 99, 64, 32)      0
g2D)
conv2d_21 (Conv2D)          (None, 97, 62, 64)      18496
max_pooling2d_21 (MaxPoolin (None, 48, 31, 64)      0
g2D)
conv2d_22 (Conv2D)          (None, 46, 29, 128)     73856
max_pooling2d_22 (MaxPoolin (None, 23, 14, 128)     0
g2D)
conv2d_23 (Conv2D)          (None, 21, 12, 128)     147584
max_pooling2d_23 (MaxPoolin (None, 10, 6, 128)      0
g2D)
flatten_5 (Flatten)         (None, 7680)             0
dropout_5 (Dropout)         (None, 7680)             0
dense_15 (Dense)            (None, 128)              983168
dense_16 (Dense)            (None, 64)               8256
dense_17 (Dense)            (None, 4)                260
-----
Total params: 1,232,516
Trainable params: 1,232,516
Non-trainable params: 0
```

[그림 10] MLCC 외관 불량 검출을 위한 CNN 구조

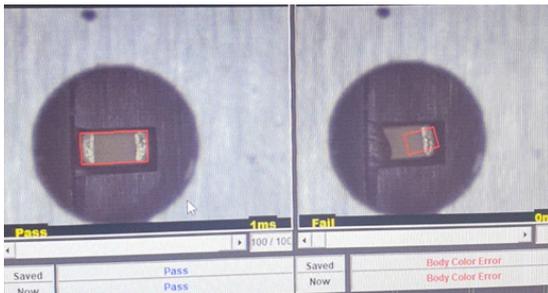
제안된 신경회로망의 학습 과정은 그림 11과 같이 진행되었다. 학습 과정의 loss와 accuracy 변화는 다음과 같이 나타내었다. 신경회로망의 학습 결과는 학습에 사용된 데이터 불량별 800개의 학습에 사용한 영상을 사용한 경우 98.3%의 정확도를 가졌으며 학습에 사용되지 않은 이미지를 분류하였을 때 신경회로망의 분류 결과는 약 97.67%의 분류 결과를 가졌다. 신경회로망 검사기의 목표치인 5%의 검사 결과를 만족 시킴을 알 수 있었다.



[그림 11] 신경회로망 학습 과정

4 실험 결과

MLCC Taping 장비는 분당 3800개의 이상의 검사를 필요로 한다. 영상 처리는 초당 100frame/s의 성능을 확인 하기 위하여 영상 획득을 위한 외부 trigger를 100Hz로 가하여 영상을 획득 하였다. 이는 index table의 고속 회전과 정확히 동기화 되지 않을 경우 영상 획득이 어려울 수 있다. 그림12는 장비에서 100Hz의 속도로 획득한 영상을 보여준다.



[그림 12] 100Hz 영상 취득 결과

검사 정밀도를 확인하기 위하여 정품 및 불량 MLCC를 3245개와 543개를 가지고 판별한 결과 불량으로 인식한 비율은 96.8%(17개 오인식)이며 양품을 불량으로 인식한 경우는 0.65%(21개 오인식)으로 총 인식율은 98.98%였으며 검사 시간은 분당 3875개의 검사를 진행하였다.

5 결론

본 논문에서는 적층세라믹콘덴서(MLCC : Multi-Layer Ceramic Condenser) 생산 과정의 마지막 단계인 taping 공정에서의 검사 장비를 개발하였다. 개발된 장비는 MLCC Chip 제품을 정렬하여 정전용량검사와 Machine 비전 장치에 의해

외관검사를 수행하여 양품/불량을 선별하고 최종적으로 Carrier tape에 포장을 한다. 개발된 장비는 분당 3875개의 MLCC를 분류 할 수 있으며 개발된 영상처리 장치는 98.98%의 정확도를 가지고 있음을 알 수 있었다.

참고문헌

- [1] 유승열. “전자부품의 고속 외관검사를 위한 시스템 설계”. 반도체디스플레이기술학회지 ,11(3),39-44. 2012
- [2] 한광희, 허경무. “히스토그램 변환을 사용하여 정확도를 향상시킨 외관 Vision 검사 방법”. 전자공학회논문지-SC, 46(4),pp. 58-63.(2009)
- [3] 김석주, 권중장. “합성곱 오토인코더 모델과 이미지 연산 기법을 활용한 가공품 표면 불량 검출 시스템”, 한국컴퓨터정보학회 학술발표논문집 ,29(1),pp. 69-70. 2021
- [4] M. S. An and D. S. Kang, “Development of image analysis system using object classifier based on deep convolutional neural network”, Journal of KIIT, Vol. 16, No. 5, pp. 67-73, May 2016.
- [5] Y. LeCun; B. Boser; J. S. Denker; D. Henderson; R. E. Howard; W. Hubbard; L. D. Jackel, “Backpropagation Applied to Handwritten Zip Code Recognition”, Neural Computation Vol. 1, Issue: 4, pp. 541-551, December 1989.