



## 자동차 부품 품질검사를 위한 비전시스템 개발과 머신러닝 모델 비교

박영민, 정동일

**To cite this article :** 박영민, 정동일 (2022) 자동차 부품 품질검사를 위한 비전시스템 개발과 머신러닝 모델 비교 , The Journal of the Convergence on Culture Technology (JCCT), 8:1, 409-415

① earticle에서 제공하는 모든 저작물의 저작권은 원저작자에게 있으며, 학술교육원은 각 저작물의 내용을 보증하거나 책임을 지지 않습니다.

② earticle에서 제공하는 콘텐츠를 무단 복제, 전송, 배포, 기타 저작권법에 위반되는 방법으로 이용할 경우, 관련 법령에 따라 민, 형사상의 책임을 질 수 있습니다.

[www.earticle.net](http://www.earticle.net)

http://dx.doi.org/10.17703/JCCT.2022.8.1.409

JCCT 2022-1-47

## 자동차 부품 품질검사를 위한 비전시스템 개발과 머신러닝 모델 비교

### Development of vision system for quality inspection of automotive parts and comparison of machine learning models

박영민\*, 정동일\*\*

Youngmin Park\*, Dong-II Jung\*\*

**요약** 컴퓨터 비전은 카메라를 이용하여 측정대상의 영상을 획득하고, 추출하고자 하는 특징 값, 벡터, 영역 등을 알고리즘과 라이브러리 함수를 응용하여 검출한다. 검출된 데이터는 사용하는 목적에 따라 다양한 형태로 계산되고 분석한다. 컴퓨터 비전은 다양한 곳에 활용되고 있으며, 특히 자동차의 부품을 자동으로 인식하거나 품질을 측정하는 분야에 많이 활용된다. 컴퓨터 비전을 산업분야에서 머신비전이라는 용어로 활용되고 있으며, 인공지능과 연결되어 제품의 품질을 판정하거나 결과를 예측하기도 한다. 본 연구에서는 자동차 부품의 품질을 판정하기 위한 비전시스템을 구축하고, 생산된 데이터에 5개의 머신러닝 분류 모델을 적용하여 그 결과를 비교하였다.

**주요어** : 컴퓨터비전, 비전시스템, 품질검사, 인공지능, 머신러닝

**Abstract** In computer vision, an image of a measurement target is acquired using a camera. And feature values, vectors, and regions are detected by applying algorithms and library functions. The detected data is calculated and analyzed in various forms depending on the purpose of use. Computer vision is being used in various places, especially in the field of automatically recognizing automobile parts or measuring the quality. Computer vision is being used as the term machine vision in the industrial field, and it is connected with artificial intelligence to judge product quality or predict results. In this study, a vision system for judging the quality of automobile parts was built, and the results were compared by applying five machine learning classification models to the produced data.

**Key words** : Computer Vision, Vision System, Quality Inspection, Artificial Intelligence

#### 1. 서론

컴퓨터 비전은 컴퓨터와 시스템이 디지털 이미지, 비디오 및 기타 시각적 입력에서 의미 있는 정보를 도출하고 해당 정보를 기반으로 조치를 취하거나 결과를 비

교하고 판단할 수 있도록 하는 분야이다. 컴퓨터 비전 기술을 산업에 접목시키기 위한 노력들이 진행되면서 머신비전 시스템이라는 용어로 정립되었다. 머신비전 시스템은 카메라를 사용하여 영상을 획득하고, 영상에서 특징 값들을 추출하여 목표로 하는 결과를 얻어내는

\*정희원, 숙명여자대학교 융합학부 조교수 (제1저자)  
(영남대학교 컴퓨터공학과 공학박사, 전. 경운대학교 모바일 공학과 조교수, 전. 삼성전자 정보통신연구소 전임연구원)  
\*\*정희원, 숙명여자대학교 경영학부 교수 (교신저자)  
접수일: 2021년 12월 31일, 수정완료일: 2022년 1월 5일  
게재확정일: 2022년 1월 8일

Received: December 31, 2021 / Revised: January 5, 2022

Accepted: January 8, 2022

\*Corresponding Author: dijung@sm.ac.kr

Division of Business Administration, Sookmyung Women's University, Korea

시스템이다. 머신비전 시스템은 기계에 인간이 가지고 있는 시각적인 능력을 부여하는 것으로, 사람에 의해 처리되던 다양한 일들을 기계가 자동으로 처리하도록 할 수 있다. 머신비전 시스템은 다양한 제품의 불량을 검사하거나 수량을 카운트하거나 제품의 특징을 인식하는 영역에서 활발하게 기술이 개발되고 있다. 주요 구성요소로는 카메라, 렌즈, 조명, 프로세서와 같은 하드웨어를 갖추고 C, C++, C# 등과 같은 시스템을 제어하는데 유효한 프로그래밍 언어를 사용하여 소프트웨어를 개발하고 있다. 영상을 획득하는 원리는 조명을 이용하여 빛을 발생시키면, 물체에 도달한 빛이 반사하면서 값의 변화가 렌즈를 통해 카메라에 전달되는 것이다. 이러한 값은 전자적인 신호로 변환되어 소프트웨어의 알고리즘을 통해 원하는 목적에 맞는 특징정보로 변환된다. 머신비전 시스템은 인간의 시각구조와 인식능력을 기반으로 하기 때문에 보통 인공지능 시스템에서 많이 다루고 있다. 인공지능은 컴퓨터가 생각할 수 있게 해주는 모델을 제시하고 있는데, 머신비전 시스템은 카메라를 통해 입력된 영상을 분석하여 물체를 보고, 관찰하고, 이해할 수 있기 때문에 인공지능으로 발전하기에 매우 유익한 요소를 갖추고 있다.

자동화된 비디오 감시를 포함한 컴퓨터 비전(CV) 시스템은 사람이 관찰하는 것과는 대조적으로 비전 알고리즘을 실행하여 위협을 실시간으로 탐지할 수 있는 방법과 같은 알고리즘 개발에 중점을 두었다[1]. 최근에는 코로나의 확산으로 인해 방문객을 인식하고 원격으로 제어하는 시스템을 제안하기도 하였다[2]. 국내에서는 비전시스템을 활용한 제품검사 및 공장자동화 시스템으로 전자, 반도체 등과 같은 전자부품 산업분야에 많이 활용되고 있으며 기술 수준도 점차 높아지고 있다. 하지만 대부분 열악한 환경의 중소기업이 주류를 이루며 대학과의 우수한 산학연계를 통한 기술개발은 많이 이루어지지 못하고 있다. 본 연구의 대상이 되는 자동차 부품의 경우 검사항목이 다르고 제작 비용이 비싸며, 작업자의 상태에 따라서 검사항목에 대한 오류율이 높아 작업의 생산성이 매우 떨어지는 문제점이 있다. 따라서 검사하고자 하는 제품이 새롭게 제시되더라도 기존에 검사한 알고리즘과 판정기준을 머신러닝 모델로 학습시켜 결과를 예측하기 위한 시도가 새롭게 진행되고 있다.

머신러닝(Machine Learning)은 이전에 알고 있던 경험과 새롭게 얻게 된 데이터를 사용하여 결과를 자동

으로 예측할 수 있는 컴퓨터 알고리즘에 대한 연구이다 [3]. 머신러닝은 인공 지능의 일부로 간주되며, 명시적으로 프로그래밍하는 방법 대신에 예측을 위한 훈련 데이터라고 하는 샘플 데이터를 기반으로 모델을 생성한다. 머신러닝 알고리즘은 의학, 이메일 필터링, 음성 인식 및 컴퓨터 비전과 같은 다양한 응용 분야에서 사용되며, 필요한 작업을 수행하기 위해 기존 알고리즘을 개발하는 것이 어렵거나 불가능한 경우에 많이 활용된다[4]. 머신러닝이 활용되고 있는 영역 중에서 분류(Classification)는 제시된 데이터에 클래스 레이블을 할당하는 방법을 배우는 기계 학습 알고리즘을 사용한다. 또한 딥러닝을 활용한 기술개발도 활발하게 진행되고 있다. 예를 들면, 장기간 지속되고 있는 COVID-19가 지속되면서 비대면 디지털 피트니스 서비스를 위한 표준 운동 프로그램을 개발하여 정확한 칼로리 소모량을 계산하는 것은 물론 딥러닝 기반 운동자세 추정 알고리즘을 활용하여 사용자의 정확한 운동자세 여부 판별도 가능하게 하는 연구도 진행되었다[5]. 교육분야에서도 인공지능이 도입되면서 다양한 머신러닝 교육도구에 대해 비교한 결과 대부분의 도구는 이미지 데이터를 사용하고 일부 도구는 오디오 및 텍스트 데이터를 사용하면서 이미지 데이터를 대상으로 하는 머신러닝 모델이 일반적으로 확대되고 있음을 알 수 있다[6].

머신러닝에서 접할 수 있는 다양한 유형의 분류 작업과 각각에 사용할 수 있는 모델링에 대한 전문화된 접근 방식이 있으며 오픈 소스로 제공되는 알고리즘을 활용하면 복잡한 분류 문제도 간단하게 해결할 수 있다.

본 논문에서는 컴퓨터비전과 머신비전 시스템을 도입하여 자동차의 부품을 이미지로 획득하고, 제시된 규격에 적합한지를 평가하여 적합과 부적합으로 판정하는 시스템을 설계하고, 이 과정에서 생성된 데이터를 기반으로 머신러닝 모델을 구성하여 새로운 프로그램을 개발하지 않더라도 기존에 개발된 머신러닝 모델을 활용하여 새로운 유형의 제품에도 적용할 수 있는지를 평가해보고자 한다.

본 논문의 2장에서는 자동차 부품을 측정하고 평가하기 위한 비전시스템을 이용한 품질검사 시스템을 제시하고, 투입된 부품들이 규격에 적합한지를 판정한 결과를 보여준다. 4장에서는 비전시스템으로 판정한 결과를 보여주고, 이 과정에서 추출한 데이터를 이용하여 5개의 머신러닝 모델에 적용하여 가장 적합한 모델을 제시한다.

## II. 본 론

본 논문에서는 비전시스템을 이용하여 자동차 부품에 대한 이미지를 획득하고, OpenCV와 MIL 라이브러리를 사용하여 측정하고자 하는 홀의 크기와 위치, 중심도 등 부품의 적합 여부를 판단하기 위한 데이터를 추출한다. 이 데이터를 근거로 첫 번째로 제품의 적합도를 평가하여 적합(OK)과 부적합(NG)으로 판정한다. 두 번째로 분류에 적합한 머신러닝 모델을 적용하고 가장 적합한 모델을 선정하여 결과를 비교한다.

### 1. 비전시스템 설계

#### 1) 비전시스템의 개발환경

본 시스템은 카메라를 이용하여 영상을 획득하기 때문에 카메라, 렌즈, 조명에 대한 세부사항을 고려해야 하며, 부품 표면의 특정 영역은 높이 차이를 측정하고, 부품은 컨베이어벨트에 놓여진 상태에서 트랜스퍼를 이용하여 측정 위치로 이동시킨다. 소프트웨어는 마이크로소프트 윈도우 10 환경에서 VisualStudio 2019로 구현하였으며, 사용한 이미지 처리 라이브러리는 MIL 8.0과 오픈소스로 제공되는 OpenCV-4.5.4를 사용하였으며 상세한 내용은 표 1에 나타났다.

표 1. 비전시스템의 사양

Table 1. The specification of Vision system

항 목	세부 내용	비 고
Camera	Area CCD 10M * 2 (Front * Back 용) Area CCD 10M * 2 (30 Side Hole용) Line Scan * 1 (Side 용)	
Lens	TelecentricLens* 4 Line Scan Lens* 1	
조명	특주 Illumination*4	
SYSTEM	Windows 10, 24"Monitor(2set) OpenCV v3.4.16 MIL v8.0	
Probe	전장 및 A면 단차(Probe6)	
물류조건	트랜스퍼이송	
C/T	30S	

#### 2) 비전시스템의 이미지 획득과정

비전시스템에서 부품에 대한 이미지를 획득하고, 규격에 제시된 데이터를 획득하는 과정은 그림 1에 잘 나타나 있다. 이 과정은 모두 컨베이어 벨트로 자동화되어 있으며, 전체 과정을 처리하는 제한시간은 30초로

설정되어 있어 매우 정교한 비전시스템과 이미지처리 알고리즘이 요구된다. 먼저 카메라로 처리하고자 하는 부품은 In-storke에 미리 준비되고, Air Cleaning 과정을 거치면서 표면의 먼지와 잔여 오일을 제거한다. 본 시스템은 카메라를 이용하여 영상을 획득하기 때문에 카메라, 렌즈, 조명에 대한 세부사항을 고려해야 한다. #10과 #20 단계에서는 부품의 상부를 촬영하여 정의된 홀들의 크기, 위치와 표면의 찍힘 여부를 Area CCD 카메라를 이용하여 측정한다. #20단계에서는 부품 상부의 표면 높이가 상이한 부분에 대한 높이차(단차)를 측정하기 위한 프로브가 추가되었다. #30 단계에서는 부품의 옆면을 Line scan 카메라를 이용하여 부품을 360도 회전시키면서 측정하여 홀들의 위치도와 흠집의 발생 유무를 판단한다. #40 단계에서는 부품의 하부를 측정하여 홀들의 크기, 위치와 표면의 찍힘 여부를 판단한다.

#40 단계를 마치면 부품의 이미지에서 추출한 데이터를 기반으로 제시된 규격에 맞는지 여부를 판단한다. 적합(OK)으로 판정되면 배출 컨베이어를 통해 Out-storke에 적재된다. 부적합(NG)로 반정된 부품은 별도의 컨베이어 벨트로 이동시켜 따로 보관한다.

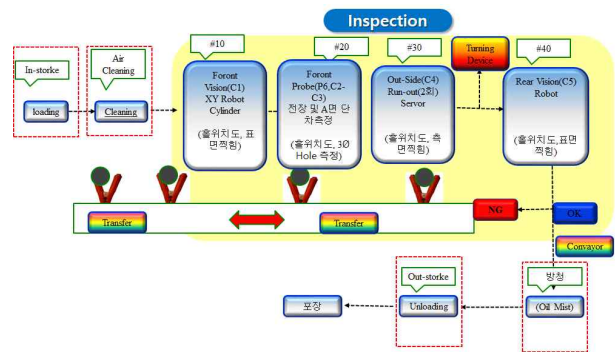


그림 1. 비전 시스템의 구성도  
 Figure 1. Basic block diagram of vision system

#### 3) 검사 항목

이미지로 획득된 부품에서 측정하고자 하는 검사항목을 표 2와 그림 2에 나타내었다. 그림 2를 보면 부품에 위치한 홀의 개수는 8개이며, 각 홀에 대한 치수와 위치도를 추출하여 표 2에 제시된 규격의 오차범위 내에 존재하는지를 판단하여 적합과 부적합을 판정한다. 시스템과 소프트웨어를 개발하는 과정에서 각 홀을 검출하기 위한 변수를 추가로 생성한다.

표 2. 전체 검사항목 및 데이터 타입

Table 2. All inspection items and data types

NO.	위치	상/하부	타입	항목	규격	비고
1	상부	상부	Double	치수	$\Phi 40 \pm 0.015$	
2	상부	상부	Double	치수	$\Phi 5.31 \pm 0.025$	
			Double	위치도	0.13	
3	상부	상부	Double	치수	$\Phi 3.981 \pm 0.015$	
			Double	위치도	0.10	
4	하부	상/하부	Double	치수	$\Phi 8.0 \pm 0.01$	
			Double	위치도	0.10	
5	하부	하부	Double	치수	$\Phi 22.014 \pm 0.006$	
6	하부	하부	Double	치수	$\Phi 9.625 \pm 0.025$	
			Double	위치도	0.25	
7	하부	하부	Double	치수 (85.5도)	$\Phi 8.15 \pm 0.015$	
			Double	위치도 (85.5도)	0.10	
8	하부	하부	Double	치수 (124도)	$\Phi 8.15 \pm 0.015$	
			Double	위치도 (124도)	0.10	

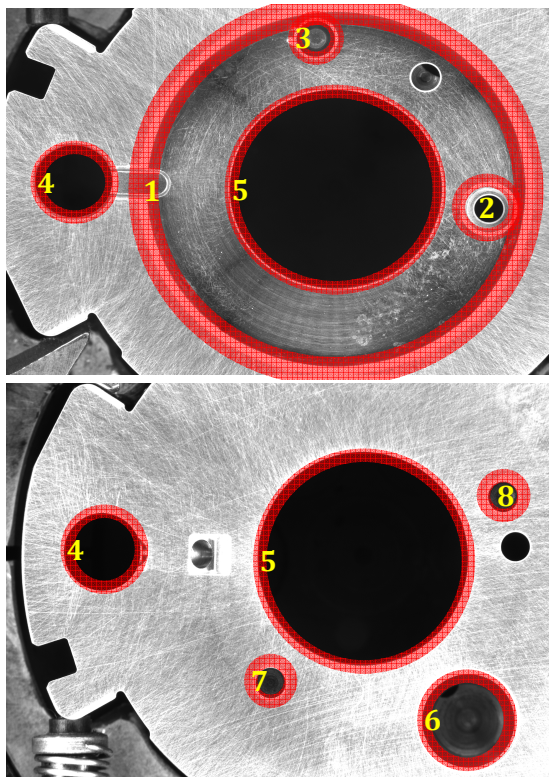


그림 2. 부품의 홀 검사 위치  
Figure 2. The location of holes

2. 머신러닝 모델

1) 머신러닝의 도입 배경

본 시스템은 카메라를 이용하여 획득한 영상과 규격에 제시된 홀들의 크기와 위치 등을 추출하는 과정이 매우 복잡하게 이루어져 있다. 이러한 데이터를 기반으로

다양한 영상처리 알고리즘을 적용하여 각 홀의 특징 정보를 추출하여 부품의 적합과 부적합을 판정한다. 이러한 비전시스템은 새로운 부품이나 형상이 다른 부품에 적용할 때마다 시스템을 새로 개발해야 하며, 특징 정보를 추출하기 위한 소프트웨어도 매번 새롭게 개발해야만 한다. 본 연구에서는 비전시스템에서 추출한 특징 정보를 꾸준히 저장하여 대량의 데이터를 확보하고, 추출한 특징정보를 이용하여 부품의 적합 여부를 예측하기 위한 머신러닝 모델을 구축하여 새롭게 제시되는 부품에 대해서도 적용할 수 있는 가능성에 대해 연구하고자 하였다.

2) 머신러닝 모델 개발 환경

비전시스템에서 추출한 데이터를 기반으로 표 3에 제시된 도구들을 사용하여 머신러닝 모델을 개발하였다. 대부분 오픈소스로 제공되는 라이브러리를 사용했고, 통합개발환경을 제공하는 구글 코랩을 이용했기 때문에 하드웨어 시스템을 별도로 구성할 필요가 없다.

표 3. 머신러닝 모델 개발환경

Table 3. The development environments of machine learning model

항목	세부 내용	비고
Operating System	Microsoft Windows 10	
Development Environment	Google Colaboratory	
Language	Python 3	
Library	NumPy v1.21 pandas v1.35 matplotlib v3.5.1 Scikit-learn v1.0.2	

3) 머신러닝 적용 모델

본 연구에서 사용하는 데이터는 자동차 부품을 이미지로 촬영하여 추출하고, 규격에 제시된 정보와 어느 정도 일치하는 지를 평가하여 최종 단계에서 부품의 적합도 여부를 결정하게 된다. 따라서 추출하는 데이터를 입력으로 정의하고, 판정결과를 출력으로 정의한다. 본 연구에서는 머신러닝 라이브러리 중에서 Scikit-learn v1.0.2를 사용하였고, 분류기법으로 제시된 LinearSVC, KNeighborsClassifier, SVC, LogisticRegression, Random ForestClassifier 등 다섯 개의 모델을 적용하여 비교 평가하고자 한다.

### III. 실험 및 결과

#### 1. 비전시스템의 데이터 추출 및 판정 결과

##### 1) 이미지 추출 데이터

표 4. 비전시스템 데이터 추출결과

Table 4. The results of data extraction resultfrom Vision system

번호	변수명	의미	번호	변수명	의미
1	In_22_Size	Φ22014(하부) 치수	36	In_9_Size	Φ9625 치수
2	In_22_X	Φ22014(하부) X좌표	37	In_9_X	Φ9625 X좌표
3	In_22_Y	Φ22014(하부) Y좌표	38	In_9_Y	Φ9625 Y좌표
4	In_22_XP	Φ22014(하부) X좌표(P)	39	In_9_XP	Φ9625 X좌표(P)
5	In_22_YP	Φ22014(하부) Y좌표(P)	40	In_9_YP	Φ9625 Y좌표(P)
6	In_8_Size	Φ80(하부) 치수	41	In_9_P	Φ9625 위치도
7	In_8_X	Φ80(하부) X좌표	42	In_9_PX	Φ9625 위치도X좌표
8	In_8_Y	Φ80(하부) Y좌표	43	In_9_PY	Φ9625 위치도Y좌표
9	In_8_XP	Φ80(하부) X좌표(P)	44	In_9_PXB	Φ9625 위치도X좌표(P)
10	In_8_YP	Φ80(하부) Y좌표(P)	45	In_9_PYB	Φ9625 위치도Y좌표(P)
11	In_8_Posin	Φ80(하부) 위치도	46	AH_XP	Φ22014 알라인전 XPts
12	In_8_PosinX	Φ80(하부) 위치도X좌표	47	AH_YP	Φ22014 알라인전 YPts
13	In_8_PosinY	Φ80(하부) 위치도Y좌표	48	C_X	C면 XPts
14	In_8_PosinXB	Φ80(하부) 위치도X좌표(P)	49	C_Y	C면 YPts
15	In_8_PosinYB	Φ80(하부) 위치도Y좌표(P)	50	C_S	C면 기울기
16	In_3_Size	Φ815(85도) 치수	51	A8_X	Φ8 알라인전 홀Xpos
17	In_3_X	Φ815(85도) X좌표	52	A8_Y	Φ8 알라인전 홀Ypos
18	In_3_Y	Φ815(85도) Y좌표	53	In_22_Illumi	Φ22014(하부) 밝기합
19	In_3_XP	Φ815(85도) X좌표(P)	54	In_22_Illumi_1st	Φ22014(하부) 1차미분
20	In_3_XP	Φ815(85도) Y좌표(P)	55	In_22_Illumi_2nd	Φ22014(하부) 2차미분
21	In_3_P	Φ815(85도) 위치도	56	In_8_Illumi	Φ80(하부) 밝기합
22	In_3_PX	Φ815(85도) 위치도X좌표	57	In_8_1st	Φ80(하부) 1차미분
23	In_3_PY	Φ815(85도) 위치도Y좌표	58	In_8_2nd	Φ80(하부) 2차미분
24	In_3_PXB	Φ815(85도) 위치도X좌표(P)	59	In_3_Illumi	Φ815 (85도) 밝기합
25	In_3_PYB	Φ815(85도) 위치도Y좌표(P)	60	In_3_1st	Φ815 (85도) 1차미분
26	In_3_I24_Size	Φ815(124도) 치수	61	In_3_2nd	Φ815 (85도) 2차미분
27	In_3_I24_X	Φ815(124도) X좌표	62	In_3_I24_Illumi	Φ815 (124도) 밝기합
28	In_3_I24_Y	Φ815(124도) Y좌표	63	In_3_I24_1st	Φ815 (124도) 1차미분
29	In_3_I24_XP	Φ815(124도) X좌표(P)	64	In_3_I24_2nd	Φ815 (124도) 2차미분
30	In_3_I24_YP	Φ815(124도) Y좌표(P)	65	In_9_Illumi	Φ9625 밝기합
31	In_3_I24_P	Φ815(124도) 위치도	66	In_9_1st	Φ9625 1차미분
32	In_3_I24_PX	Φ815(124도) 위치도X좌표	67	In_9_2nd	Φ9625 2차미분
33	In_3_I24_PY	Φ815(124도) 위치도Y좌표	68	decisionP	결과(0:부적합, 1:적합)
34	In_3_I24_PXB	Φ815(124도) 위치도X좌표(P)	69	InDecisionS	결과 참고용
35	In_3_I24_PYB	Φ815(124도) 위치도Y좌표(P)			

부품에서 데이터를 추출하기 위하여 3085개의 부품에 대한 검사를 실시하였고, 특징 값으로 69개의 항목을 추출하였다. 모든 데이터에서 null값은 없었으며 간혹 오류가 발생하는 항목에 대해서는 각 항목의 평균값으로 대체하였다. 데이터의 적합도를 높이기 위하여 부품을 선택할 때 적합을 70%, 부적합을 30% 비율로 투입하였다.

##### 2) 적합도 판정결과

부품에서 추출한 데이터의 항목이 69개에 달하기 때문에 모든 데이터를 나타낼 수 없어서 표 4에서 직경

8mm의 홀에 대한 데이터 추출결과를 중심으로 최종 적합도 판정결과를 표 5에 나타내었다. 입력으로 투입되었던 부품은 모두 적합과 부적합으로 판정되었던 부품을 사용했기 때문에 입력으로 제시했던 부품과 동일한 결과를 나타낸다면 비전시스템의 결과도 유의미한 것으로 받아들일 수 있다. 표 1에서 투입된 부품의 적합:부적합 판정비율이 70:30이었고, 비전시스템의 판정 결과도 70.7:29.3의 비율로 나타나 비전시스템의 안정도를 확인할 수 있었다. 다만 모든 부품에 대해 레이저로 정밀하게 치수를 측정하는 것은 시간적으로 불가능하기 때문에 이러한 통계결과를 바탕으로 신뢰성을 확인할 수 있다.

표 5. 비전시스템의 적합도 결과

Table 5. Result of vision system

구분	In_8_Size	In_8_X	In_8_Y	In_8_XP	In_8_YP	.....	판정
count	3085	3085	3085	3085	3085	....	3085
mean	7.970	38.166	37.109	2,575.238	2,508.960	....	0.707
std	0.477	2.289	2.220	154.441	149.825	....	0.455
min	7.994	38.238	37.228	2,582.172	2,511.996	....	0
25%	7.996	38.273	37.229	2,582.534	2,512.097	....	0
50%	7.999	38.282	37.238	2,583.159	2,512.669	....	1
75%	8.001	38.292	37.246	2,583.776	2,513.254	....	1
max	8.024	39.460	37.449	2,662.619	2,526.885	....	1

#### 2. 머신러닝 모델의 적용과 최적의 모델 선정

##### 1) 데이터 전처리

개발환경을 준비하기 위한 라이브러리를 선언한 소스코드는 다음과 같다.

```
# Setup matplotlib to plot inline(within the notebook)
%matplotlib inline
# Import the module of libraries needed
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns
import pandas as pd
import numpy as np
```

구글 코랩을 사용하여 비전시스템에서 얻은 결과를 입력으로 받아 데이터에서 발생한 노이즈를 제거하고, 입력에 해당하는 모든 항목에 대해 standardScaler() 함수를 적용하여 표준화 과정을 거쳤다.

```
data_loc = "/content/drive/MyDrive/Rotor_ENcsv"
data = pd.read_csv(data_loc)
# Create X : Features
X = data[["In_22_Size", "In_22_X", "In_22_Y", "In_22_XP",
..... 중략 .....
In_9_2nd"]]
```

```
# Create y : Label(only the target column)
y = data["decisionP"]
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
scaler=StandardScaler()
scaler.fit(X)
X_scaled=scaler.transform(X)
pdXscaled=pd.DataFrame(X_scaled)
pdXscaled.columns=["In_22_Size", "In_22_X", "In_22_Y", "In_22_XP",
... 중략 .....
In_9_2nd"]
```

2) 훈련 셋과 테스트 셋의 분리

입력 데이터 중에서 약 70%에 대해 모델을 훈련시키기 위해 사용하고, 나머지 30%를 모델을 검증하기 위한 테스트 셋으로 사용하였다. 이 과정에서 훈련셋과 테스트셋에 포함된 적합(1, OK)의 비율이 일정하게 배분되도록 “stratify = y” 구문을 사용하였다.

```
# Import train_test_split from sklearn's model_selection module
from sklearn.model_selection import train_test_split
np.random.seed(42)

# To split X & y into training and test sets
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(pdXscaled, y, train_size=0.7,
random_state=20, stratify=y)
```

3) 머신러닝 모델의 적용

머신러닝 라이브러리 중에서 가장 많이 활용되고 있는 오픈소스 중에서 scikit-learn 라이브러리를 사용하고, 데이터를 분류하기 위해 제공하는 5개의 모델을 선택하여 하이퍼 파라메타를 추출하고 훈련셋에 적용하였다. 이때 생성된 모델에 테스트셋을 적용하여 새로운 decisionP값을 예측하였고, 이 예측한 값과 실제 테스트 셋에 있는 값을 비교하여 모델을 평가하였다.

```
# Import libraries to apply train and test set
from sklearn.svm import LinearSVC
from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier
from sklearn.svm import SVC
from sklearn.linear_model import LogisticRegression
from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier
```

4) 머신러닝 모델의 평가

5개의 머신러닝 모델 중에서 KNeighborsClassifier, SVC(Support Vector Machine), LogisticRegression 3가지는 비슷한 결과를 보여주었다. LinearSVC 모델은 선형으로 분류하는데 있어 입력데이터에 좀 더 적합하도록 함수를 조정함으로 SVC 보다는 더 나은 결과를

보여주고 있다. 본 연구에서 사용한 자동차 부품에 대한 홀의 크기, 위치 등에 대해 비전시스템을 통해 이미지를 추출하고 특징정보를 추출하기에는 RandomForestClassifier가 0.9665226로 가장 우수한 결과를 보여주었다.

```
models = {"LinearSVC": LinearSVC(),
"KNN": KNeighborsClassifier(),
"SVC": SVC(),
"LogisticRegression": LogisticRegression(),
"RandomForestClassifier": RandomForestClassifier()}
for model_name, model in models.items():
model.fit(X_train, y_train)
results[model_name] = model.score(X_test, y_test)
# View the results
results
```

표 6. 머신러닝 모델별 cross-validated accuracy(cv=5)  
Table 6. cross-validated accuracy by machine learning model(cv=5)

Model	cross-validated accuracy
LinearSVC	0.8056155
KNeighborsClassifier	0.7537796
SVC	0.7483801
LogisticRegression	0.7270664
RandomForestClassifier	0.9665226

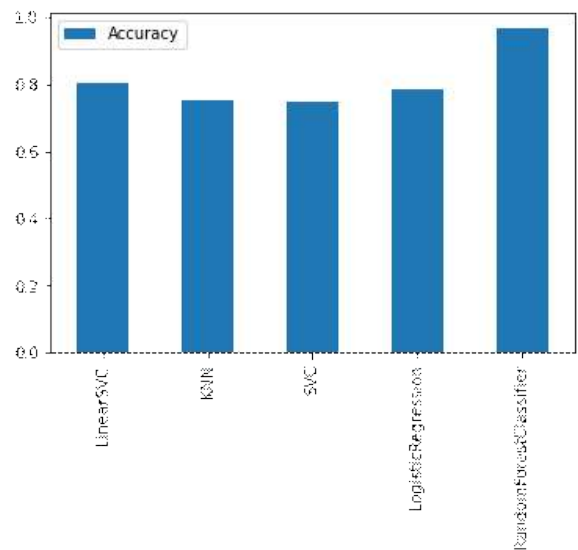


그림 3. 머신러닝 모델별 정확도 결과  
Figure 3. Accuracy results by machine learning model

RandomForestClassifier는 오버피팅을 방지하기 위해 최적의 기준 변수를 랜덤으로 선택하는 머신러닝 기법으로 여러 개의 의사결정나무(Decision Tree)를 만들고 숲을 이룬다는 의미에서 붙여진 이름이다. 이 모델은

분류나 회귀문제에 모두 사용될 수 있으며, 결측치를 다루기가 쉽고, 대용량의 데이터를 처리하는데 효과적이라고 알려져 있다. 본 연구에서 사용한 데이터는 입력 데이터로 3085x69개의 데이터를 사용하여 데이터의 개수는 많지 않지만 특성 값으로 사용되는 항목이 많아서 의사결정나무를 세분화시켜 레이블(y)을 예측하기 때문에 RandomForestClassifier 모델이 가장 적합한 모델이라고 평가할 수 있다.

#### IV. 결 론

비전시스템은 제조업에서 생산된 제품의 마지막 단계에서 제품의 적합도를 검사하기 위해 많이 도입되고 있는 시스템이다. 특히 고속으로 주행하는 자동차에 적용되는 수 많은 부품들은 오류가 발생할 경우 운전자에게 치명적인 결과를 초래할 수 있기 때문에 자동차 업계에서는 부품의 검수과정을 매우 까다롭게 실시하고 있다. 비전시스템이 적용되지 않는 경우에는 생산된 제품에서 샘플을 선정하여 레이저를 이용하여 제품이 규격에 맞는 지를 정밀하게 측정하고, 비적합으로 판정되는 제품이 일정 비율 이상 발생할 경우 모든 제품에 대해 전수조사를 실시하는 형태로 진행되고 있어 품질검사의 중요성이 매우 크다고 할 수 있다. 하지만 새로운 제품을 검사할 때마다 매번 비전시스템을 새로 설계해야하고, 관련된 소프트웨어 알고리즘도 새롭게 개발해야하는 부담이 발생하여 시스템의 지속성이 떨어진다.

기존의 연구방법들은 대부분 부품의 표면 흠집, 핀과 볼트 등의 위치와 크기 등의 정보를 이미지 처리 기법을 이용하여 불량률 검출한다. 이 과정에서 고객사가 요구하는 규격에 적합한지 여부를 판단하고 있으나 매번 새로운 시스템과 알고리즘을 개발해야 하는 부담을 안고 있다. 비전시스템의 노하우가 축적되지 않더라도 자동차 부품의 품질검사에 있어서 머신러닝과 딥러닝을 이용한 기법들이 새롭게 시도되고 있다. 불량 유형을 미리 학습하고 각 유형별로 딥러닝 특징 값을 추출하여 새롭게 입력되는 부품들의 불량 유무를 예측하는 기법을 적용하기도 한다. 하지만 고객사가 요구하는 정교한 위치와 크기 등을 정확하게 판단하기에는 아직 부족한 면이 많이 남아 있다.

본 연구에서는 비전시스템으로 측정된 데이터와 특성값을 추출하는 알고리즘을 바탕으로 분류에 적합

한 머신러닝 모델을 적용하여 가장 적합한 모델로 RandomForestClassifier를 제시하였다. 또한 96% 이상의 정확도를 가지는 이 모델을 다른 부품에도 적용하여 그 활용도를 확인하는 연구를 진행하고자 한다.

#### References

- [1] A. Bochkovskiy, C.-Y. Wang and H.-Y. Mark Liao, "YOLOv4: Optimal speed and accuracy of object detection", arXiv:2004.10934, 2020, [online] Available: <http://arxiv.org/abs/2004.10934>.
- [2] Charbel El Gemayel, Kabalan Chaccour, "Automated Face Detection and Control System Using Computer Vision based Video Analytics to Avoid the Spreading of COVID-19", 2021 International Conference on Innovation and Intelligence for Informatics, Computing, and Technologies, IEEE, 2021, DOI: 10.1109/3ICT5344.9.2021.9581593
- [3] Mitchell, Tom, "Machine Learning", McGraw Hill. ISBN 0-07-042807-7, 1997.
- [4] Hu, J.; Niu, H.; Carrasco, J.; Lennox, B.; Arvin, F., "Voronoi-Based Multi-Robot Autonomous Exploration in Unknown Environments via Deep Reinforcement Learning" IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020. <http://dx.doi.org/10.1109/JCCT.2021.7.3.577>
- [5] Youn-ji Shin, Hyun-ju Lee, Jun-hee Kim, Da-young Kwon, Seon-ae Lee, Yun-jin Choo, Ji-hye Park, Ja-hyun Jung, Hyoung-suk Lee, Joon-ho Kim, "Non-face-to-face online home training application study using deep learning-based image processing technique and standard exercise program", The Journal of the Convergence on Culture Technology (JCCT), Vol. 7, No. 3, pp.577-582, August 31, 2021 pISSN 2384-0358, eISSN 2384-0366
- [6] Yo-Seob Lee<sup>1</sup>, Phil-Joo Moon<sup>2</sup>, "Analysis of Machine Learning Education Tool for Kids", International Journal of Advanced Culture Technology Vol.8 No.4 235-241, 2020, DOI <https://doi.org/10.17703/IJACT.2020.8.4.235>

※ 이 논문은 2021년도 정부(산업통상자원부)의 재원으로 한국산업기술진흥원의 지원을 받아 수행된 연구임(P0017123, 2021년 산업혁신훈원 신인재성장지원사업).

