



## 저작자표시-비영리-변경금지 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

- 이 저작물을 복제, 배포, 전송, 전시, 공연 및 방송할 수 있습니다.

다음과 같은 조건을 따라야 합니다:



저작자표시. 귀하는 원저작자를 표시하여야 합니다.



비영리. 귀하는 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 없습니다.



변경금지. 귀하는 이 저작물을 개작, 변형 또는 가공할 수 없습니다.

- 귀하는, 이 저작물의 재이용이나 배포의 경우, 이 저작물에 적용된 이용허락조건을 명확하게 나타내어야 합니다.
- 저작권자로부터 별도의 허가를 받으면 이러한 조건들은 적용되지 않습니다.

저작권법에 따른 이용자의 권리는 위의 내용에 의하여 영향을 받지 않습니다.

이것은 [이용허락규약\(Legal Code\)](#)을 이해하기 쉽게 요약한 것입니다.

[Disclaimer](#)

공학석사학위논문

건설현장에서의 컴퓨터 비전 기반  
안전모 자동인식에 관한 기초연구



부 경 대 학 교 대 학 원

안 전 공 학 과

김 원 빈

공학석사학위논문

# 건설현장에서의 컴퓨터 비전 기반 안전모 자동인식에 관한 기초연구

지도교수 : 신 성 우

이 논문을 공학석사 학위논문으로 제출함

2018년 08월

부 경 대 학 교 대 학 원

안 전 공 학 과

김 원 빈

김원빈의 공학석사 학위논문을

인준함



주 심 공학박사 서 용 윤 (인)

위 원 공학박사 이 의 주 (인)

위 원 공학박사 신 성 우 (인)

## 목 차

|                                                         |    |
|---------------------------------------------------------|----|
| 제 1 장 연구개요 .....                                        | 1  |
| 1.1 연구배경 .....                                          | 1  |
| 1.2 연구목적 .....                                          | 3  |
| 제 2 장 이론적 배경 .....                                      | 4  |
| 2.1 컴퓨터 비전(Computer Vision) .....                       | 4  |
| 2.2 Cascade Classifier .....                            | 6  |
| 2.2.1 개요 .....                                          | 6  |
| 2.2.2 이론 .....                                          | 7  |
| 2.2.3 알고리즘 .....                                        | 9  |
| 2.3 Histogram of Oriented Gradient(HOG) .....           | 10 |
| 2.4 HOG Cascade Classifier .....                        | 15 |
| 제 3 장 실험계획 및 방법 .....                                   | 17 |
| 3.1 Image Data .....                                    | 18 |
| 3.2 Cascade Classifier Variable .....                   | 21 |
| 3.2.1 False Alarm Rate(FAR), Number of Classifier ..... | 21 |

|                                     |    |
|-------------------------------------|----|
| 제 4 장 실험 결과 .....                   | 23 |
| 4.1 HOG Cascade Classifier 검증 ..... | 23 |
| 4.2 검증결과 .....                      | 34 |
| 4.3 검출 .....                        | 37 |
| 제 5 장 결론 .....                      | 41 |
| 참고문헌 .....                          | 43 |



## Figures

|                                                                                               |    |
|-----------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| <b>Fig. 1</b> Check the condition of wearing an existing safety helmet .....                  | 1  |
| <b>Fig. 2</b> Check the condition of wearing a computer vision based safety helmet .....      | 2  |
| <b>Fig. 3</b> Computer Vision Based video Processing Technology .....                         | 3  |
| <b>Fig. 4</b> Cascade Classifier .....                                                        | 6  |
| <b>Fig. 5</b> $[-1, 0, 1]$ and $[-1, 0, 1]^T$ kernels .....                                   | 12 |
| <b>Fig. 6</b> Example of Histogram of oriented gradient Application .....                     | 13 |
| <b>Fig. 7</b> Example of HOG Feature Visualization .....                                      | 14 |
| <b>Fig. 8</b> Real-time safety helmet detection using HOG Cascade Classifier .....            | 15 |
| <b>Fig. 9</b> Positive Image(Picture of Safety Helmet) .....                                  | 19 |
| <b>Fig. 10</b> Negative Image(Picture without Safety Helmet) .....                            | 20 |
| <b>Fig. 11</b> Frame detecting safety helmet .....                                            | 24 |
| <b>Fig. 12</b> Frame that detects false with safety helmet (Additional Wrong Detection) ..... | 25 |
| <b>Fig. 13</b> Frame detecting only errors (Wrong Detection) .....                            | 26 |
| <b>Fig. 14</b> Detection Failure Case 3 (No detection) .....                                  | 27 |
| <b>Fig. 15</b> Recall verification results for all frames .....                               | 36 |
| <b>Fig. 16</b> Results of Precision for all frames .....                                      | 36 |
| <b>Fig. 17</b> Results classification .....                                                   | 37 |
| <b>Fig. 18</b> Type of false .....                                                            | 40 |

## Tables

|                                                                                                |    |
|------------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| <b>Table 1</b> Performance Comparison of Classifiers .....                                     | 8  |
| <b>Table 2</b> Codes and Setting values for variable .....                                     | 16 |
| <b>Table 3</b> HOG Cascade Classifier setting according to FAR values and Cascade number ..... | 22 |
| <b>Table 4</b> FAR 0.5 HOG Cascade Classifier result .....                                     | 28 |
| <b>Table 5</b> FAR 0.4 HOG Cascade Classifier result .....                                     | 29 |
| <b>Table 6</b> FAR 0.3 HOG Cascade Classifier result .....                                     | 30 |
| <b>Table 7</b> FAR 0.5 HOG Cascade Classifier Recall and Precision result ·                    | 31 |
| <b>Table 8</b> FAR 0.4 HOG Cascade Classifier Recall and Precision result ·                    | 32 |
| <b>Table 9</b> FAR 0.3 HOG Cascade Classifier Recall and Precision result ·                    | 33 |
| <b>Table 10</b> Detection results for all frames .....                                         | 38 |

# Apreliminary Study on Computer Vision Based Safety Helmet Detection in Constrction

Won Bin Kim

Department of Safety Engineering, Graduate School,  
Pukyong National University

## Abstract

A safety helmet is a personal protective device (PPE) that is designed to protect the workers' head from accidents at industrial sites, particularly at the highly risky places such as the construction sites. It is regulated to wear a safety helmet. However, despite of the regulation, there are many cases not wearing helmets because of their discomforts, which results in critical disasters. It is not only necessary to prevent workers from being injured by wearing safety helmets at construction sites, but also to activate practical practices to prevent the accidents from being caused by the failure to wear them during the year. On the other hand, there are many investigations with the core elements of the 4<sup>th</sup> Industrial Revolution, which enables automatic recognition objects or people with computerized vision technology and video imaging devices such as cameras. In particular, a recent safety study was actively conducted in the construction fields to automatically recognize and trace workers without wearing safety helmets at project sites by CCTV cameras or cameras installed at construction sites.

In this study, we will explore the applicability of the machine-running techniques with the development of computerized vision - based automatic recognition safety helmets in various forms and conditions to detect the best recognition rate of safety helmets among of the combination of multiple feature vectors with the images on efficiency of recognition taken from a real construction site.

## 제1장 연구개요

### 1.1 연구의 배경

모든 산업현장에서 필수적으로 착용해야 하는 안전모는 산업 현장의 사고로부터 작업자의 두부를 보호하기 위한 개인보호장비(Personal Protective Equipment; PPE)이며, 특히 건설 현장과 같이 위험도가 높은 현장에는 현장진입 시에 안전모를 반드시 착용하도록 규정하고 있다[1].

안전모의 착용으로서 작업자는 사고발생시 자신의 머리를 보호할 수 있게 된다. 고정된 물건과 장비에 머리가 부딪치는 사고, 추락사고, 비래사고 시 머리를 안전하게 보호한다[2]. 안전모 규격 ABE, AE 같은 경우는 전기 저항도 높아 머리를 통해 감전되는 사고를 방지한다. 안전모를 착용하지 않은 위험한 상태에서 사고가 발생 시 중대재해로 연결될 가능성이 높다. 작업 시 작업자의 안전을 확보하기 위해서는 안전모 미착용자를 확인하여 착용을 유도하는 것이 필요하다. 이를 위해 안전교육을 통해 작업자들에게 알리고 산업현장에서 안전보건총괄책임자 또는 안전관리자가 안전모 착용 여부를 확인하지만 건설현장에서는 답답함, 불편함, 착용의 귀찮음의 이유로 안전모를 쓰지 않은 작업자들을 볼 수 있다. 이로 인한 중대재해가 해마다 끊이지 않는 실정이어서 실효성 있는 안전관리 대책이 필요하다.



Fig. 1 Check the condition of wearing an existing safety helmet

한편, 컴퓨터 비전기술은 카메라 등의 영상 촬영 장치로부터 획득한 영상에서 물체나 사람등을 컴퓨터가 자동적으로 인식/추적하도록 하는 기술로서 4차 산업 혁명의 핵심 요소 기술로 많은 연구가 이루어지고 있다. 특히, 최근에는 건설현장에 설치된 CCTV나 카메라등을 이용하여 촬영한 영상으로부터 현장에서 안전모를 착용하지 않은 근로자를 자동적으로 인식 및 추적하는 기술에 관한 연구가 건설 안전 분야에서 매우 활발하게 이루어지고 있다[3].

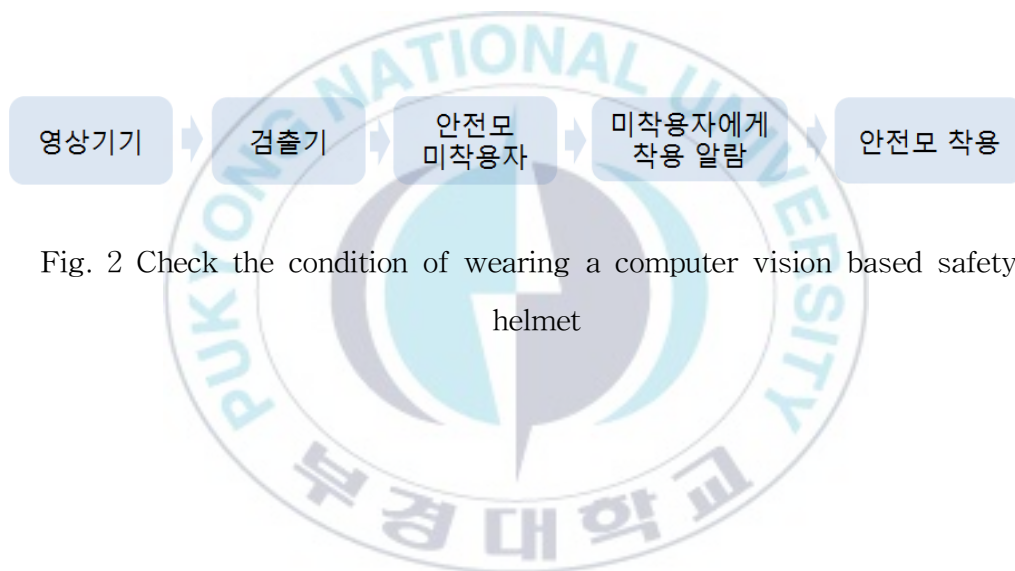


Fig. 2 Check the condition of wearing a computer vision based safety helmet

## 1.2 연구 목적

건설산업은 다른 산업과는 다르게 공장이라는 제한된 작업현장이 아닌 넓은 부지의 땅에서 이루어진다. 또한 작업자의 안전을 관리 하거나 건설현장의 위험점을 제거할 수 있는 자원 또한 한정적이다. 2016 산업안전보건공단 재해조사자료에 따르면 건설현장에서 재해자가 가장 많으며, 그중 추락, 비래, 전도에 의한 재해자가 가장 많다. 이는 작업자가 안전모만 착용하여도 사고가 일어나도 인적, 물적 손실이 일어나지 않을 수 있으나, 건설현장에서 안전모를 쓰지 않은 작업자는 여전히 많이 볼 수 있다.

또한, 건설현장의 모든 작업자들의 안전을 책임지고 있는 안전보건총괄책임자(사업주 또는 사업주가 임명한 대리인, 건설현장에서는 현장소장)나 안전관리자, 관리감독자들이 작업자의 개인보호장비(Personal Protective Equipment; PPE)의 착용여부만을 계속해서 관리 할 수는 없다.

이를 보완하고자 건설현장에 설치된 CCTV나 따로 설치한 카메라로 부터의 영상을 통해 작업자들의 안전모 착용여부를 관리할 수 있는 기술을 개발하고자 한다[3].

본 연구에서는 작업자 안전모의 착용여부를 관리할 수 있는 기술을 개발하기 전 기초단계로 작업현장에서 실시간으로 안전모를 인식하고 추적하는 연구를 진행하고자 한다.

## 제 2 장 이론적 배경

### 2.1 컴퓨터비전(Computer Vision)

최초의 사진이 등장한 이후 아무도 영상에서 정보를 자동으로 추출하려는 노력을 하지 않았다. 하지만 디지털 컴퓨터가 등장한 이후 상황은 급변한다. 계산하고자 하는 문제를 대입하면 순식간에 계산하여 답을 출력하는 신기한 기계를 갖게 되자, 영상을 입력하면 자동으로 해석하여 정보를 출력하는 기계를 상상하게 된 것이다.

불과 수 십년이 지나 현재 스마트폰 어플리케이션에서 손쉽게 물체를 인식하는 어플리케이션을 다운로드 받아 주변의 꽃, 새, 나무 등에 대한 정보를 손쉽게 얻을 수 있고 오락, 교통, 보안, 의료산업, 농업, 군사용으로도 개발이 가속화되고 있다.[4]

컴퓨터비전(Computer vision)은 카메라에 의해 획득되는 입력 영상으로부터 의미 있는 정보를 추출해내는 분야로 주로 실시간(Real time) 응용을 다룬다. 예를 들어, 산업현장에서 자동으로 제품의 결함을 검사하거나, 스캐너 또는 카메라로 획득한 영상에서 문자를 인식하고, 얼굴인식, 지문인식, 물체인식(Object Detection) 및 물체를 추적하는 기술이다. 인간은 쉽게 순식간에 영상을 해석하여 자신이 원하는 물체, 사람, 정보 등을 얻을 수 있다. 이를 모방하여 컴퓨터비전은 인간의 눈 대신 카메라에 의한 영상을 입력하고 인간의 뇌 대신 컴퓨터를 사용하여 영상으로부터 의미 있는 정보를 추출하는 분야를 컴퓨터 비전이라 할 수 있다.[4~5]

컴퓨터비전은 영상을 전 처리하고 특징을 추출하여 해석하고 해석된 정보를 묘사하는 순서로 이루어진다.

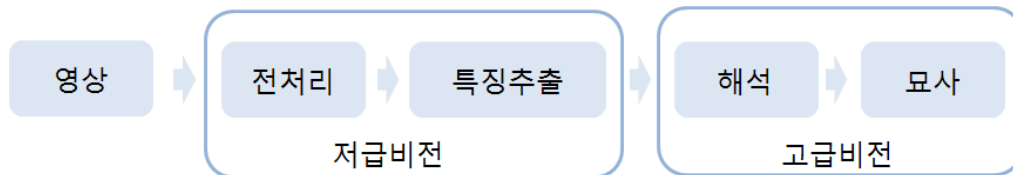


Fig. 3 Computer Vision Based Video Processing Technology

영상을 전처리(Preprocessing)하는 단계는 주로 영상 처리가 담당한다. 카메라로 획득한 원래 영상을 입력받아 사용 목적에 맞게 적절하게 처리하여 보다 개선된 영상으로 만들어 준다. 잡음을 제거하거나 초점이 흐린 영상을 개선하는 등의 처리를 진행한다. 또한 특징추출을 수월하게 진행하기 위해 영상의 크기를 조절하거나 추출하고자 하는 특징(Feature)에 따라 영상을 변형시키기도 한다.

특징추출(Feature Extraction)은 영상에서 선분, 엣지, 원, 코너, 텍스처 등의 특징을 추출하는 단계이다. 특정물체를 성공적으로 검출해내기 위해서는 어떠한 특징을 추출할지 정하는 일이 매우 중요하다. Haar Feature는 얼굴검출에 유리하고 HOG Feature는 단순한 물체를 검출하는데에 유리하다고 알려져 있다. 전처리와 특징추출단계까지를 보통 저급 비전(Low-level Vision)이라고 부른다.

이렇게 추출한 특징을 입력 받아 그것을 분석하고 해석하여 묘사를 출력하는 단계를 고급(High-level Vision)이라 부른다. 해석하는 방식은 응용 목적에 따라 크게 다르다. 고급 비전에서는 응용 현장에서 수집한 지식을 담은 지식베이스를 사용하기도 한다.

fig.3에서 보여준 틀은 전형적인 처리과정을 보여주는 것이며, 처리과정이 추가되거나 생략되는 경우도 많다.

## 2.2 Cascade Classifier

### 2.2.1 개요

Cascade Classify Method(카스케이드 검출방법)은 실시간으로 물체를 검출하는 대표적인 기법중 하나이다. 이미지의 수많은 검출요소들 중 하나를 특정하여 물체를 검출하는 방식이 아닌 약한 검출요소를 검출하는 검출기부터 강한 검출기를 순차적으로 연결하여 물체를 빠르게 검출해내는 검출기를 생성하는 기법이다. 다시 말해 여러 개의 분류기를 일렬로 연결한 분류기이다. 하나로 이루어진 분류기는 모든 Pixel에 대해 검출요소를 비교하여 물체를 검출해내는 반면 Cascade 검출기는 초기의 단순검출기를 통과한 후보 Pixel에만 시간이 많이 걸리는 강력한 검출기를 사용하기 때문에 검출속도를 크게 향상시킬 수 있다.

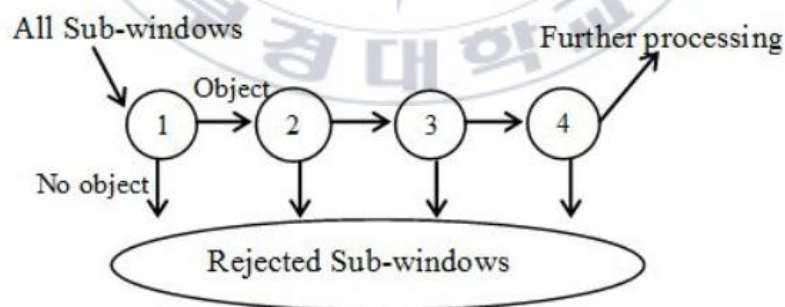


Fig. 4 Cascade Classifier

### 2.2.2 이론

Cascade 검출기를 생성하려면 물체가 나온 Positive Sample과 물체가 나오지 않은 Negative Sample이 필요하다. Cascade 검출기는 Sample들로부터 Adaboost(Adaptive Boost)방식으로 머신러닝한다. 이때 검출기는 학습과정동안 샘플들로부터 검출요소를 추출하고 객체를 분류할 수 있게 된다.

Adaboost방식은 이미지나 영상에서 검출요소를 뽑아내 검출기에 직접 학습시키는 방식으로 이미지의 수많은 특징점 중 좋은 특징을 선택하는 과정 자체가 학습과정이다. 약한 검출기에서 잘못 검출된 데이터에 가중치를 더해 다음 분류기에서 수정할 수 있는 장점이 있다. 오검출에 가중치를 부여하기 때문에 Adaboost 방식으로 러닝머신을 할 때 오검출률은 가장 중요한 변수이다. 이를 반복하여 마지막 가장 강한 검출기 때 에러가 0이 되게 하는 머신러닝이다. 가중치는 Exponential error loss 함수를 미분하여 구한다.(1)

$$a_m = \frac{1}{2} \ln\left(\frac{1 - \epsilon_m}{\epsilon_m}\right) \quad (1)$$

이때  $a$ 는 가중치이고  $m$ 은 반복횟수  $\epsilon$ 는 에러에 대한 가중치합계 오차이다.

Bahaa Eddine Mneymneh와 2명[6]은 다른 분류기들과 성능을 비교하여 다음과 같이 나타내었다(Table.1).

|                                         | Feature<br>detection | template<br>matching | cascade<br>classifiers |
|-----------------------------------------|----------------------|----------------------|------------------------|
| Computational<br>Duration               | Medium               | Very High            | Low                    |
| Color invariance                        | Yes                  | No                   | Yes                    |
| Orientation<br>Invariance               | No                   | No                   | Yes                    |
| Practicality                            | No                   | No                   | Yes                    |
| Customizability                         | Yes                  | No                   | Yes                    |
| Training<br>database/finger<br>printing | No                   | No                   | Yes                    |

Table. 1 Performance Comparison of Classifiers

## 2.2.3 알고리즘

Cascade 검출기는 Adaboost방식의 Training을 하기 때문에 머신러닝 과정에 Adaboost training algorithm을 사용한다.

1. Weak classifier  $h(x, f, p, \theta) = \begin{cases} 1 & \text{만약 } pf(x) < p\theta \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$

( $x$  = Sample,  $f_j$  = feature,  $\theta_j$  = feature에 대한 threshold,  $p$  = 조건식의 방향성, )

2. Sample :  $(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)$ ,  $y = 1$  or  $0$

3. 모든 가중치를  $w_{i,1} = \frac{1}{N}$ 로 둔다. 이때  $N$ 은 Training data의 수이다.

4. 각각의 Training Stage를  $t = 1, \dots, T$  이라고 할 때

가. 가중치 Normalization,  $w_{ti} = \frac{w_{ti}}{\sum_j^n w_{tj}}$

나. 가중치 분류 오류를 최소화 하는 최상의 분류기  $h_j(x, f_j, \theta_j, p)$ 를 선택하는 것이다.

다.  $\epsilon_t = \min \sum_i^n w_{i,j} |h(x_j, f, p, \theta) - y_i|$  가장 좋은 성능의 Weak classifier  $h$

를 찾고 그때 에러를  $\epsilon_t$ 라고함

라. 가장 좋은 성능의 Weak classifier  $h_t(x) = h(x, f_t, p_t, \theta_t)$

마.  $w_{t+1,i} = w_i \beta_t^{1-e_i}$ ,  $\beta_t = \frac{\epsilon_t}{1-\epsilon_t}$ ,

$e_i = \begin{cases} 0 & h_t(x_i) = y_i \text{ 샘플 } x_i \text{가 } h_t \text{에 의해 제대로 분류} \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases}$

## 2.3 Histogram of Oriented Gradient (HOG)

검출요소(Feature)는 컴퓨터비전기술에서 주어진 영상에서 물체를 인식할 때 머신러닝된 데이터에서 뽑아낸 어떠한 요소(Feature)를 물체라고 의심되는 Pixel에 비교분석하여 물체인지 아닌지 검출결과를 낼 때 사용된다. 앞서 말한바와 같이 건설현장에서 사용되고 있는 안전모는 모두 다르다. 건설사마다 마크가 다르고 사용하는 안전모의 색깔또한 다르다. 하지만 안전모의 규격은 거의 모든 건설회사가 낙하, 비레, 감전으로부터 작업자의 두부를 보호할 수 있는 ABE규격을 사용한다. ABE 규격의 안전모의 모양은 동일함을 이용하여 건설현장마다 사용하는 다른 마크와 색깔의 안전모들을 검출하는데 사용할 수 있을 것이다. 이번 단락에선 물체의 윤곽의 Edge-Pixel들의 기울기(Gradient)의 크기와 각도로 물체 윤곽선의 정보를 Feature로 사용할 수 있는 Histogram of Oriented Gradient(HOG)를 안전모의 검출요소로 적절한지 알아보려고 한다.

물체의 윤곽의 Pixel의 정보로 물체를 인식하는 Local Binary Patten(LBP)는 원래 영상의 Texture를 분류하기 위해 개발되었지만 다른 영상인식분야에서도 많이 쓰이고 있다. 하지만 LBP를 사용하여 물체를 검출한다면 검출시간이 비교적 느려지는 단점이 있다. 또한 물체와 배경의 영역밝기차이를 이용한 Haar feature은 물체의 다양한 변곡점이 있을 때 검출하는데 많이 사용되며 특히 얼굴검출에 많이 사용된다. Haar또한 복잡한 물체를 검출해 낼 때 많이 사용된다.

대상 영상에 영역을 일정크기의 셀로 분할하고 각 셀의 Edge-Pixel들의 방향에 대한 Histogram을 구한 후 이들의 Histogram Bin 값들을 일렬로 연결한 벡터이다. 물체의 외각 Edge의 방향 Histogram Template으로 볼 수 있다.

Template 매칭의 경우에 원래 영상의 기하학적 정보를 그대로 유지하며 물체를 검출해 내지만, 물체가 움직이면 Tracking을 못해내는 문제가 있다. 반면 Histogram 매칭은 대상의 위치가 변해도 매칭을 해낼 수 있지만 대상의 기하학적 정보를 잃어버리고 물체의 외각 Edge 정보만을 기억하기 때문에 잘못된 대상과 매칭되는 문제가 있다.

HOG는 Template 매칭과 Histogram 매칭의 중간단계에 있는 매칭방법으로 볼 수 있으며, 블록 단위로는 기하학적 정보를 유지하되 각 블록 내부에서는 히스토그램을 사용함으로써 Tracking에는 어느 정도 강점이 있다.

또한, HOG는 Edge의 방향정보를 이용하기 때문에 기본적으로 영상의 밝기 변화, 조명 변화 등에 덜 민감하다. 또한 물체의 윤곽선정보를 이용하므로 사람, 자동차 등과 같이 내부패턴이 복잡하지 않으면서도 고유의 독특한 육관선 정보를 갖는 물체를 식별하는데 적합한 Feature이다. 또한 물체의 형태변화가 심하지 않고 내부 패턴이 단순하며 물체의 윤곽선으로 물체를 검출, 식별할 수 있을 경우에 적합하다.

HOG를 구하려면 먼저 대상물체가 있는 이미지를 인접한 픽셀의 기울기를 비교하여 구하기 위해서  $[-1,0,1]$ 과  $[-1,0,1]^T$  Kernel을 이용하여 필터링해야한다. 이는 Opencv에서 Sobel연산자를 이용하여 필터링 가능하다.



Fig. 5  $[-1, 0, 1]$  and  $[-1, 0, 1]^T$  kernels

필터링 후 이미지를 일정한 크기의 Cell(8X8, 16X16, 32X32등 여러 가지의 크기의 Cell이 있지만 8X8의 크기의 Cell로도 충분히 검출요소를 캡처할 수 있기 때문에 8X8의 크기를 많이 이용함. )로 나눈다. 그 후 각Cell의 Pixel의 Gradient를 구하는데 이때 Gradient의 크기(2)와 각도(3)는 다음의 공식을 사용하여 알 수 있으며 Opencv에서는 cartToPolar 함수를 이용하여 구할 수 있다.

$$G = \sqrt{g_x^2 + g_y^2} \quad (2)$$

$$\theta = \arctan \frac{g_y}{g_x} \quad (3)$$

각 Cell의 Pixel에 대한 Gradient의 크기와 각도(방향)가 구해지면 각도에 따라 Bin의 개수를 정하고 크기를 Histogram화 한다. 그 후 Histogram을 정규벡터화하여 Histogram of Oriented Gradient를 구한다.

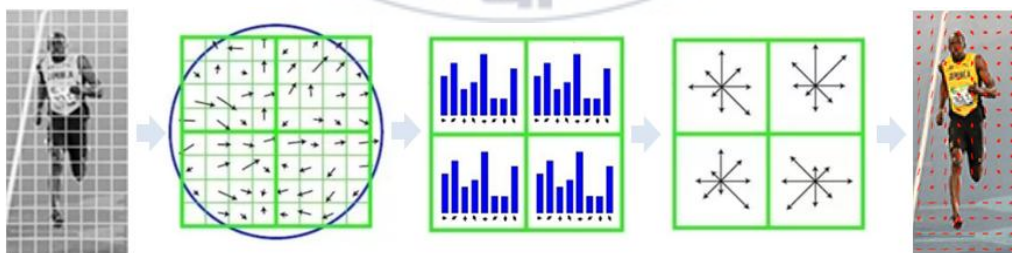


Fig. 6 Example of Histogram of oriented gradient Application  
(<https://www.learnopencv.com/histogram-of-oriented-gradients/>)



Fig. 7 Example of HOG Feature Visualization  
(<https://www.learnopencv.com/histogram-of-oriented-gradients/>)

## 2.4 HOG Cascade Classifier

건설현장마다 사용하는 안전모의 색깔이나 현장 날씨가 다르고 때문에 색이나 조도, 광도의 변수와는 상관없는 검출요소가 필요하다. HOG (Histogram of Oriented Gradient)가 영상의 밝기변화, 조명변화 등에 덜 민감하고 색깔과는 상관없이 물체의 윤곽선의 Edge정보로 물체를 인식하기 때문에 모든 건설현장에서 사용하기 적합하다고 생각하였다. 또한 다른 Feature 보다 단순한 물체를 검출해 내고 실시간 Tracking 강점을 가졌기 때문에 본 연구자는 Detection Feature로 HOG 방식을 선택하였다.

하나의 Classifier로 모든 건설현장의 안전모를 검출해 내기 위해 색깔의 변화, 위치변화, 실용성 등 강점을 가졌고, 또한 현장에서 실시간으로 안전모를 검출하기 위해 검출기의 용량이 작으며 물체를 빠르게 검출할 수 있는 Cascade 기법을 이용하기로 하였다.

HOG Cascade Classifier를 프로그래밍하기 위해 OpenCV 3.4.1 프로그램을 활용하였다. Cascade Classifier를 생성하기 위한 변수들은 다음과 같이 설정하였다.



Fig.11 Real-time safety helmet detection using HOG Cascade Classifier

| 변수                                    | 설정값   | Code                                            |
|---------------------------------------|-------|-------------------------------------------------|
| Positive Sample 수                     | 1,000 | -img <image_file_name> = 1000                   |
| Negative Sample 수                     | 4,000 | -bg <background_file_name> = 4000               |
| Traing Data 수                         | 1,000 | <number_of_samples = 1000>                      |
| Positive Sample에서<br>투명으로 처리할<br>기준값  | 0     | <background_color = 0>                          |
| roll 회전변형 범위                          | 1.1   | -maxxangle <max_x_rotation_angle =<br>1.100000> |
| yaw 회전변형 범위                           | 1.1   | -maxyangle <max_y_rotation_angle =<br>1.100000> |
| pitch 회전변형 범위                         | 0.5   | -maxzangle <max_z_rotation_angle =<br>0.500000> |
| 생성되는 training<br>데이터를 이미지로<br>보여줄지 여부 | 4     | -show [<scale = 4.000000>                       |
| 생성할 training<br>데이터의 이미지 폭<br>(픽셀)    | 24    | -w <sample_width = 24>                          |
| 생성할 training<br>데이터의 이미지 높이<br>(픽셀)   | 24    | -h <sample_height = 24>                         |
| 생성된 training<br>데이터를 저장할<br>파일명       | vec   | -vec <vec_file_name>                            |

Table. 2 Codes and Setting values for variable

### 제 3 장 실험계획 및 방법

이번 장에서는 같은 Image Data를 사용하지만 다른 FAR과 Cascade Classifier수를 가진 분류기를 생성하여 비교검증해볼 것이다. 먼저 물체가 나온 Positive Image Data에서 안전모의 HOG feature와 물체가 나오지 않은 Negative Image Data와 Cascade 방식으로 머신러닝시켜 프로그래밍된 총 18개의 분류기를 비교해볼 것이다. 그 전에 HOG Cascade Classifier의 생성을 위한 Positive/Negative Image Data를 어떻게 모았으며, 갯수 설정과 Sample을 확인한다.

안전모를 쓴 실험자가 일정한 속도로 움직이는 동영상을 촬영하여 18개의 분류기에 넣어 검출률과 정확도를 비교해볼 것이다. 그리고 분류결과들을 비교하고 어떠한 영상에서 안전모를 찾아내는지, 오검출의 이유, 미검출의 이유 등을 분석한다.

그 중 가장 높은 검출률을 가진 분류기를 안전모가 하나가 아닌 여러개가 보이는 상황에서는 어떠한 검출결과를 보이는지 확인할 것이다. 동시에 HOG Feature의 특성처럼 흰색안전모로만 Data를 구하여도 색깔과 마크가 있는 안전모를 검출해 낼 것인지 또한 확인해볼 것이다.

### 3.1 Image Data

Cascade Classifier의 특징상 복잡한 이미지, 실시간으로 물체를 검출하기 위한 검출기를 생성하기 위해서는 많은 양의 이미지 데이터가 필요하다. 하지만 안전모의 형태는 비교적 복잡한 형태가 아니기 때문에 머신러닝을 시킬 때 많은 양의 데이터가 필요하지 않다. 하지만 실시간으로 안전모를 검출해 내기 위해서는 단순한 물체이지만 실시간으로 검출해 내기 위해 데이터 양을 결정해야한다. 본 연구에서는 전의 Cascade Classifier 생성연구들의 자료들을 참조하여 검출기의 머신러닝을 위해 안전모 사진(Positive Image) 1,000장과 안전모가 나오지 않은 사진(Negative Image) 4,000장을 사용하였다[8~10].

HOG Feature는 대상물체의 윤곽선의 정보를 Histogram화해서 Feature를 뽑아내기 때문에 Cascade Classifier가 Positive Sample에서 정확하고 손쉽게 Feature를 뽑아낼 수 있게 흰색 안전모를 검은 바탕에서 전 방향 데이터를 수집하였고, 오류를 줄이기 위해 복잡한 배경에서 안전모를 이미지 데이터를 수집하였다.

Negative Sample은 검출하고자 하는 안전모가 포함이 되지 않은 이미지를 수집하였다. 생성된 HOG Cascade Classifier를 검출 시험해볼 장소의 이미지를 수집하여야 검출률을 높일 수 있기 때문에 검출시험장소로 쓸 장소에 대한 이미지를 Sample로 이용하였다[11]. 또한 복잡한 배경이 많을수록 검출률이 향상되기 때문에 이를 위해 전 세계각지의 건물과 여행사진을 추가하였다. 이론적으로는 기본적으로 Positive Sample의 두배 이상의 이미지가 필요하다. 본 연구에서는 Negative Sample로 4,000장의 이미지를 이용하였다.

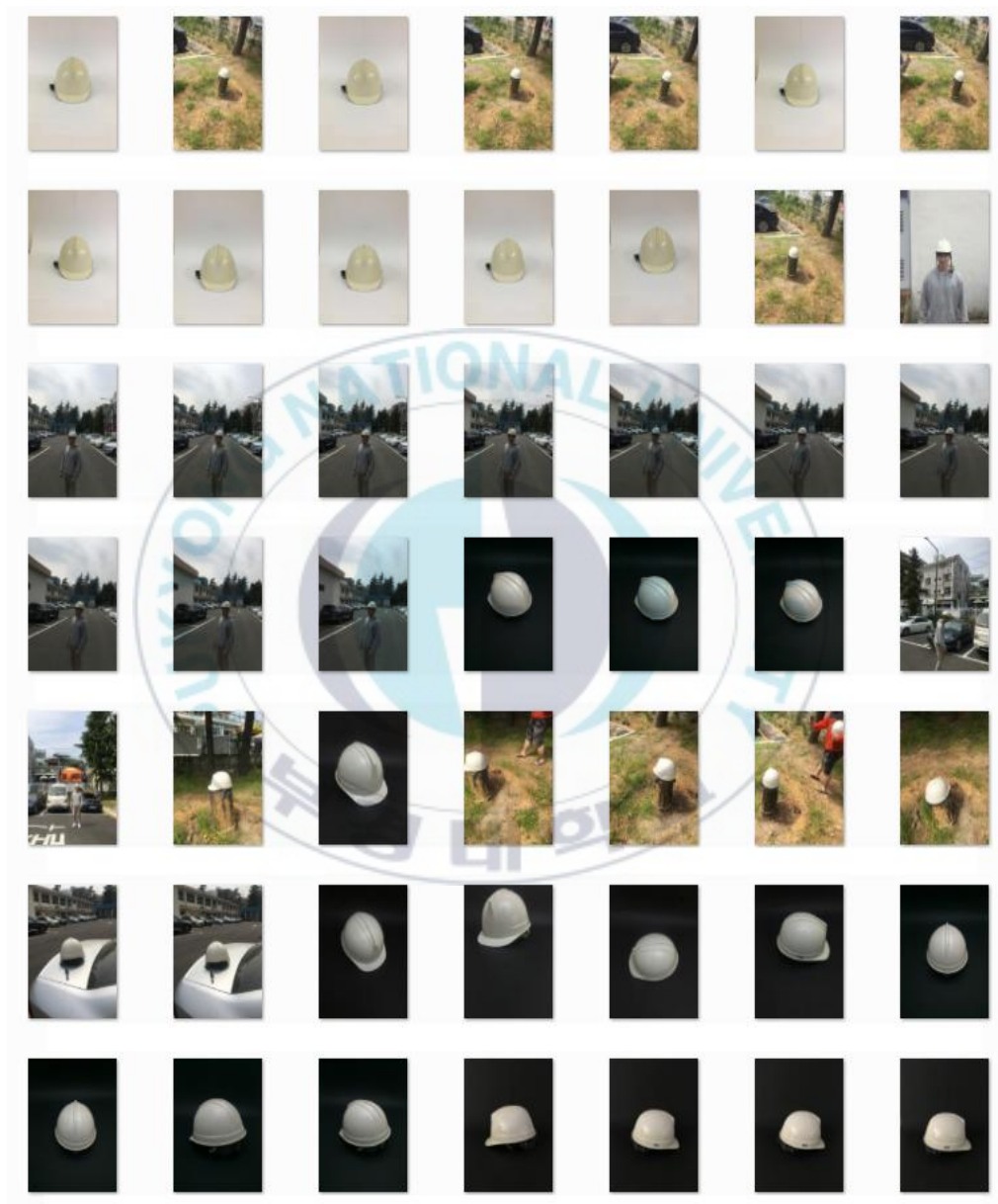


Fig. 9 Positive Image(Picture of Safety Helmet)

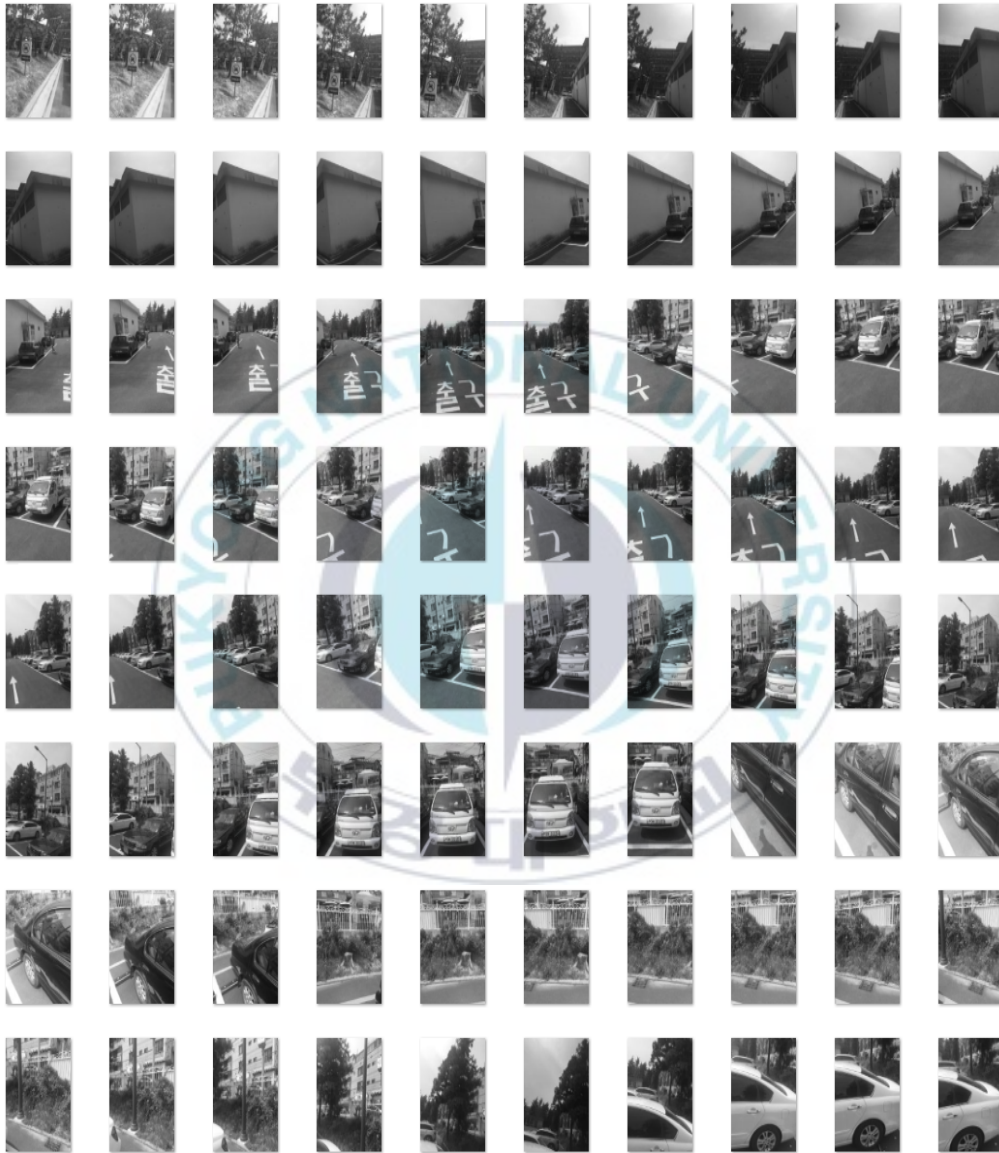


Fig.13 Negative Image(Picture without Safety Helmet)

## 3.2 Cascade Classifier Variable

### 3.2.1 False Alarm Rate(FAR), Number of Classifier

Cascade Classifier는 Adaboost방식으로 머신러닝을 하기 때문에 처음의 약한 검출기에서 다음 검출기로 계속하여 넘어가는 오검출률을 정해주는 것이 중요하다. FAR값은 오검출을 전체 검출률로 나눈값으로(4), 이론적으로 FAR값이 적으면 더욱 민감한 검출기가 생성되어 완벽히 물체라고 인식되는 픽셀에 대해서만 검출표시를 한다. 반대로 FAR값이 크면 덜 민감한 검출기가 생성되기 때문에 오류와 물체를 검출해낸다.

$$\frac{\text{False Negative}}{\text{True Positive} + \text{False Negative}} \quad (4)$$

적당한 FAR값을 결정하기 위해서는 Cascade Classifier의 약한 검출기 개수와 강한 검출기의 개수가 적당해야하는데 Positive Image Data와 Negative Image Data의 Edge-Pixel값에 의해 지정되는 것이기 때문에 반복실험을 통해서만 구할 수 있다.

Cascade 수를 많이 설정하면 검출요소를 민감하게 검출하는 강한 검출기의 수가 많아지기 때문에 검출속도가 느려지는 것 또한 감안하여 검출기의 수를 설정해야한다.

본 연구에서는 같은 Positive, Negative Image에 FAR값을 0.5, 0.4 지정하고 Cascade수를 15, 16, 17, 18, 19, 20를 지정하여 12개의 검출기를 생성하였으며, FAR값 0.3에 Cascade 수 14, 15, 16, 17, 18, 19로 지정한 총 18개의 가진 검출기를 생성하였다. FAR값이 0.3 이하이고 Cascade수가 18

개 이상일땐 Positive Sample이 1,000개 이상되어야 검출기를 머신러닝시킬 수 있기 때문에 FAR값 0.3이하에선 19개까지의 Cascade를 머신러닝시켜 비교검증하였다.

| FAR | Cascade | FAR | Cascade | FAR | Cascade |
|-----|---------|-----|---------|-----|---------|
| 0.5 | 15      | 0.4 | 15      | 0.3 | 14      |
|     | 16      |     | 16      |     | 15      |
|     | 17      |     | 17      |     | 16      |
|     | 18      |     | 18      |     | 17      |
|     | 19      |     | 19      |     | 18      |
|     | 20      |     | 20      |     | 19      |

Table. 3 HOG Cascade Classifier setting according to FAR values and Cascade number

## 제 4 장 실험 결과

### 4.1 HOG Cascade Classifier 검증

생성된 18개의 HOG Cascade Classifier를 야외의 복잡한 배경에서 안전모를 얼마나 잘 검출해 내는가를 검증하였다. 검증을 위해 실시간으로 영상을 찍어 안전모를 검출해 내는 것이 아니라 촬영된 영상에 검출기를 실행시켜 보았다. 그 후 영상의 모든 Frame을 추출해 내어 안전모만을 잘 검출해낸 것, 안전모와 다른 것을 같이 검출한 것, 안전모를 검출하지 않고 다른 물체를 검출한 것, 아무것도 검출하지 않은 것으로 나누어 그 비율을 검출률로 나타내었다.(5) 또한 검출기의 생성에서 다른 중요한 변수인 정확도도 검출된 모든 Frame 대해 안전모만을 검출해낸 Frame의 비로 구하였다.(6)

$$\text{검출률}(\%) = \frac{\text{안전모를 검출한 Frame}}{\text{동영상의 모든 Frame}} \times 100 \quad (5)$$

$$\text{정확도}(\%) = \frac{\text{안전모만 검출한 Frame}}{\text{검출이 이루어진 모든 Frame}} \times 100 \quad (6)$$

안전모를 쓴 실험자가 복잡한 배경에서 일정한 속도로 이동하며 안전모의 모든 면을 동영상에 담았다. 이때 모든면에 대해 빠르게 안전모를 검출하는지, 안전모를 얼마나 검출하였으며 미검출, 오류검출은 얼마정도인지 수치적으로 보기위해 FPS(Frame per Second, 초당 사진 수)를 10으로 지정하였으며 33초의 동영상에서 330장의 Frame을 추출해내 분류하였다.

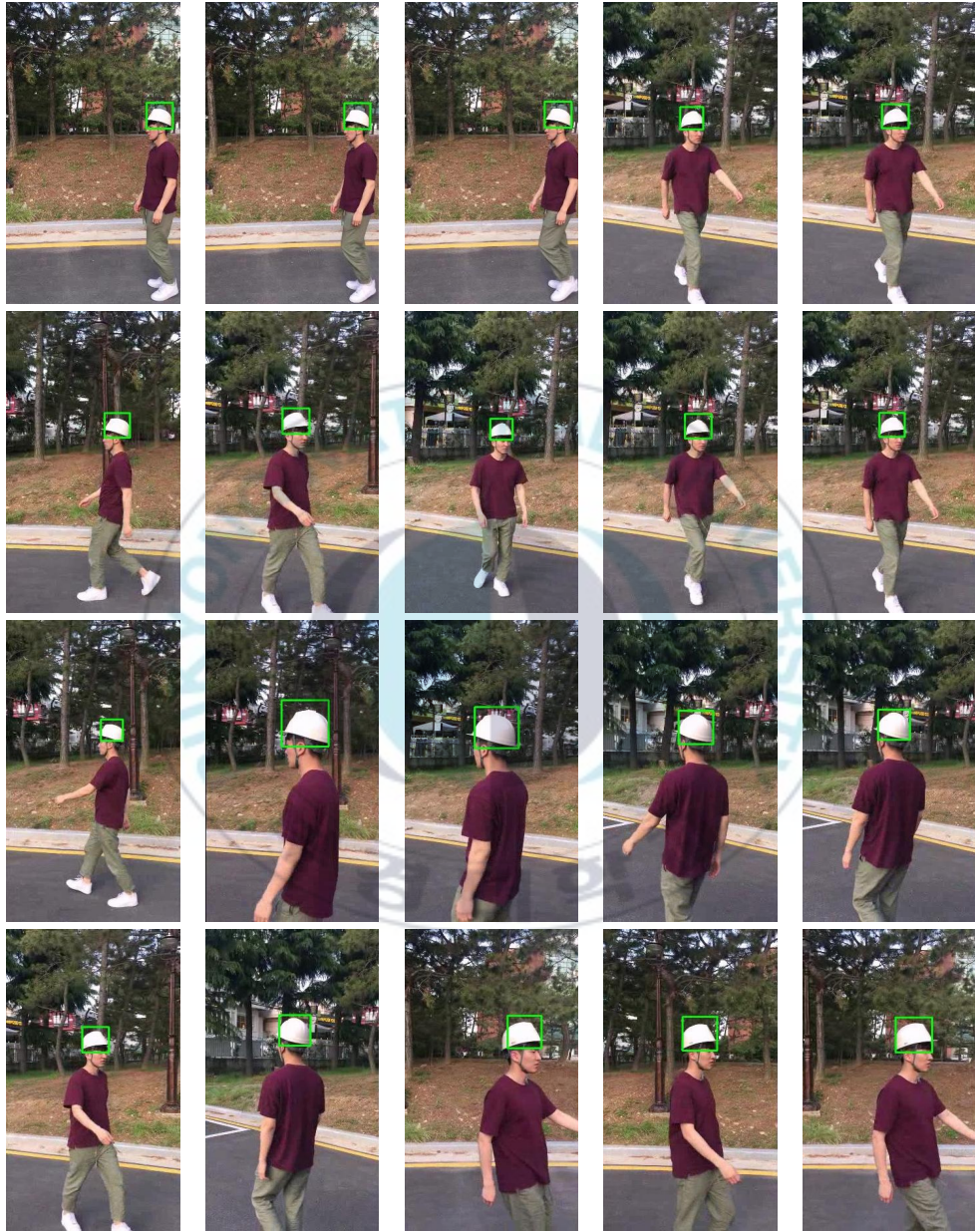


Fig. 11 Frame detecting safety helmet

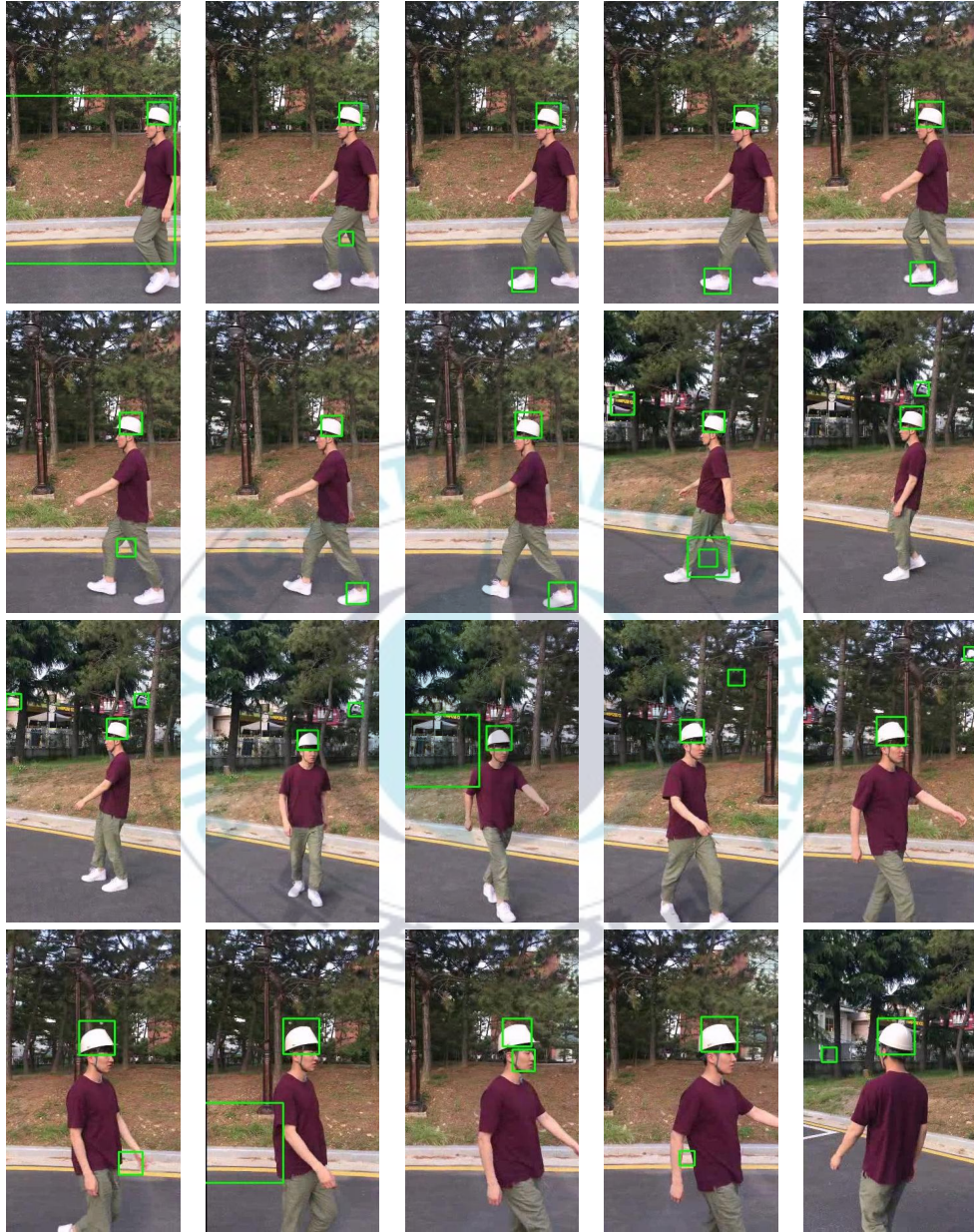


Fig. 12 Frame that detects false with safety helmet (Additional Wrong Detection)

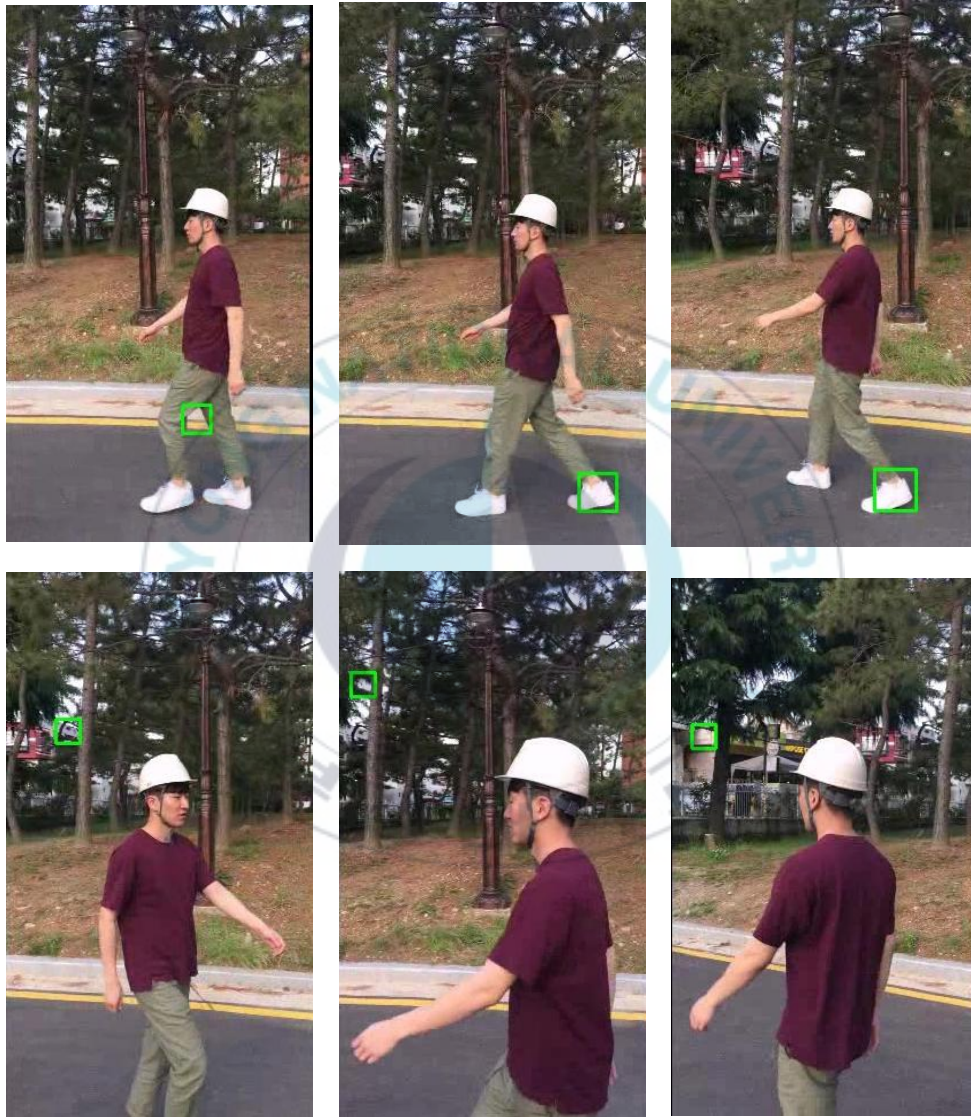


Fig. 13 Frame detecting only errors (Wrong Detection)

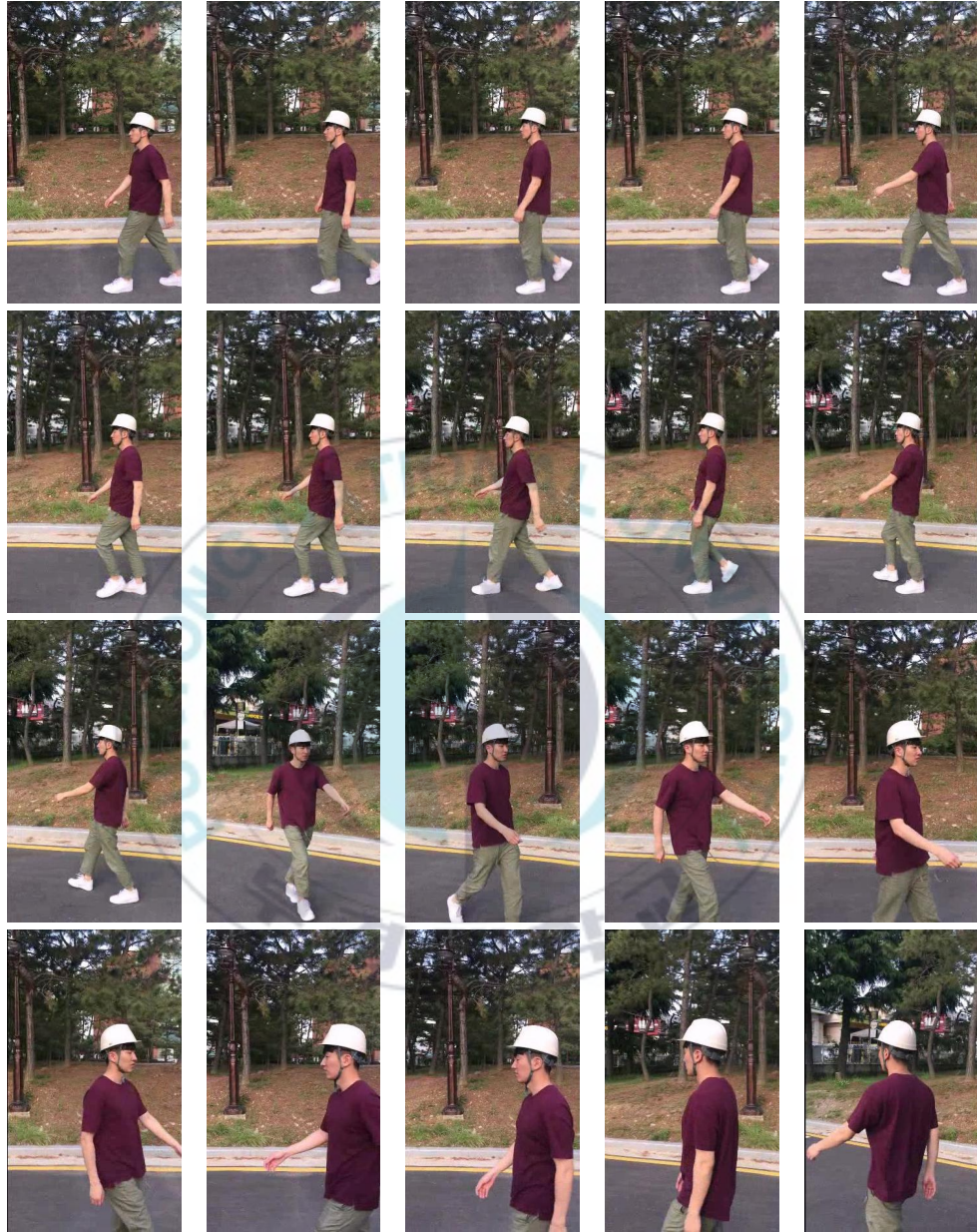


Fig. 14 Detection Failure Case 3 (No detection)

| Case | FAR | Cascade | Frame detecting safety helmet | Frame that detects false with safety helmet | Frame detecting only errors | Frame that didn't detect anything | Total Frame |
|------|-----|---------|-------------------------------|---------------------------------------------|-----------------------------|-----------------------------------|-------------|
| 1    | 0.5 | 15      | 149                           | 181                                         | 0                           | 0                                 | 330         |
| 2    |     | 16      | 221                           | 107                                         | 1                           | 1                                 | 330         |
| 3    |     | 17      | 258                           | 50                                          | 16                          | 6                                 | 330         |
| 4    |     | 18      | 269                           | 18                                          | 39                          | 4                                 | 330         |
| 5    |     | 19      | 274                           | 7                                           | 47                          | 2                                 | 330         |
| 6    |     | 20      | 259                           | 3                                           | 68                          | 0                                 | 330         |

Table. 4 FAR 0.5 HOG Cascade Classifier result

| Case | FAR | Cascade | Frame detecting safety helmet | Frame that detects false with safety helmet | Frame detecting only errors | Frame that didn't detect anything | Total Frame |
|------|-----|---------|-------------------------------|---------------------------------------------|-----------------------------|-----------------------------------|-------------|
| 7    | 0.4 | 15      | 278                           | 6                                           | 45                          | 1                                 | 330         |
| 8    |     | 16      | 271                           | 2                                           | 55                          | 2                                 | 330         |
| 9    |     | 17      | 244                           | 3                                           | 80                          | 3                                 | 330         |
| 10   |     | 18      | 223                           | 0                                           | 105                         | 2                                 | 330         |
| 11   |     | 19      | 213                           | 1                                           | 114                         | 2                                 | 330         |
| 12   |     | 20      | 202                           | 0                                           | 126                         | 2                                 | 330         |

Table. 5 FAR 0.4 HOG Cascade Classifier result

| Case | FAR | Cascade | Frame detecting safety helmet | Frame that detects false with safety helmet | Frame detecting only errors | Frame that didn't detect anything | Total Frame |
|------|-----|---------|-------------------------------|---------------------------------------------|-----------------------------|-----------------------------------|-------------|
| 13   | 0.3 | 12      | 265                           | 1                                           | 60                          | 4                                 | 330         |
| 14   |     | 13      | 260                           | 1                                           | 68                          | 1                                 | 330         |
| 15   |     | 14      | 227                           | 1                                           | 101                         | 1                                 | 330         |
| 16   |     | 15      | 219                           | 1                                           | 109                         | 1                                 | 330         |
| 17   |     | 16      | 219                           | 1                                           | 109                         | 1                                 | 330         |
| 18   |     | 17      | 189                           | 0                                           | 141                         | 0                                 | 330         |

Table. 6 FAR 0.3 HOG Cascade Classifier result

| Case | FAR | Cascade | 검출률(%) | 정확도(%) |
|------|-----|---------|--------|--------|
| 1    | 0.5 | 15      | 45.15  | 45.15  |
| 2    |     | 16      | 66.96  | 67.17  |
| 3    |     | 17      | 78.18  | 82.16  |
| 4    |     | 18      | 81.51  | 92.43  |
| 5    |     | 19      | 83.03  | 96.81  |
| 6    |     | 20      | 78.48  | 98.85  |

Table. 7 FAR 0.5 HOG Cascade Classifier Recall and Precision result

| Case | FAR | Cascade | 검출률(%) | 정확도(%) |
|------|-----|---------|--------|--------|
| 7    | 0.4 | 15      | 84.24  | 97.54  |
| 8    |     | 16      | 82.12  | 98.54  |
| 9    |     | 17      | 73.93  | 97.6   |
| 10   |     | 18      | 67.57  | 99.11  |
| 11   |     | 19      | 64.54  | 98.61  |
| 12   |     | 20      | 61.21  | 99.01  |

Table. 8 FAR 0.4 HOG Cascade Classifier Recall and Precision result

| Case | FAR | Cascade | 검출률(%) | 정확도(%) |
|------|-----|---------|--------|--------|
| 13   | 0.3 | 12      | 80.30  | 98.14  |
| 14   |     | 13      | 78.78  | 99.23  |
| 15   |     | 14      | 68.78  | 99.12  |
| 16   |     | 15      | 66.36  | 99.09  |
| 17   |     | 16      | 66.36  | 99.09  |
| 18   |     | 27      | 57.27  | 100    |

Table. 9 FAR 0.3 HOG Cascade Classifier Recall and Precision result

## 4.2 검증결과

Cascade Classifier의 중요한 변수인 검출률(Recall)과 정확도(Precision)를 구하여 총 18개의 HOG Cascade Classifier의 검증결과를 비교해 봤을 때 가장 높은 검출률을 나타낸 Case7 (FAR : 0.4, Number of Cascade : 15) 검출기를 최종 검출기로 선택하였다. FAR : 0.3의 경우(Case13~18) 낮은 검출률(평균 69.64%)을 나타냈지만 오검출이 적거나 없어 비교적 높은 정확도(평균 99.11%)를 나타내었다. 검증결과비교를 위해 안전모만 나온 Frame, 안전모와 오류를 동시에 검출한 Frame, 오류만을 검출한 Frame, 아무것도 검출하지 않은 Frame으로 나뉘 분류하였다. 이때 아무것도 검출하지 않은 Frame이 존재하는 Case는 Case 1 (FAR : 0.5 Cascade : 15개)로 모든 Frame에서 물체를 검출하였으나 매우 낮은 검출률(45.15%)을 보임과 동시에 가장 낮은 정확도(45.15%)를 가졌다. 또한 오류를 검출하지 않은 Case18 (FAR : 0.3, Cascade : 19)의 경우 오류를 검출하는 2종오류의 경우는 없으나 낮은 검출률(57.27%)을 보였으나 안전모와 오검출을 같이 검출한 Frame 없고, 오검출한 Frame이 없어 높은 정확도(100%)를 가졌다.

비교적 FAR 값이 낮은 경우 정확도가 높았음을 알 수 있다. 이는 Weak Classifier에서 단계마다 다음 Classifier로 넘어가는 오류의 비인 FAR값이 낮기 때문에 오류는 적어진다. 하지만 정확하게 안전모라고 인식되는 Pixel에만 안전모라고 검출하기 때문에 민감한(정확도가 높은) 분류기가 생성됨을 확인 할 수 있었다.

오류로 검출된 Frame을 분석해보면 검출한 Cell의 모양이 안전모와 비슷하게 생겼음을 알 수 있다. 또한 HOG의 특징처럼 머신러닝시킨 안전모의 색깔과 상관없이 나뭇가지가 안전모처럼 휘어있을 경우 오검출하는 경우

또한 있었다(Fig.13, Fig.14). 그리고 신발을 실험자의 신발을 오검출한 경우가 많았는데 이는 안전모의 옆모습과 색깔이 비슷하여 오검출한 것으로 분석되며 실험자가 걸을 때 다리사이의 모양 또한 안전모처럼 둥그런 모습이기 때문에 FAR이 높은 경우 오검출이 많았다. 오검출결과중 실험자의 흰색신발을 검출하는 경우가 많았는데 이는 머신러닝에 사용된 Positive Image가 안전모를 위에서 찍은 사진이 많았기 때문이다. 이를 줄이기 위해서는 물체의 윤곽선 정보만이 아닌 물체 내의 Pixel 정보를 물체인식에 사용하는 Feature를 같이 이용한다면 오검출률을 줄일 수 있을 것이다.



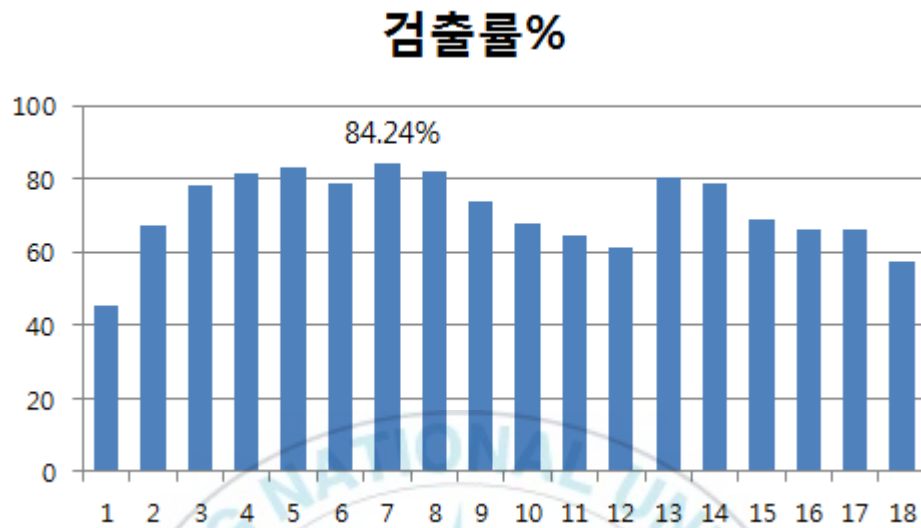


Fig. 15 Recall verification results for all frames

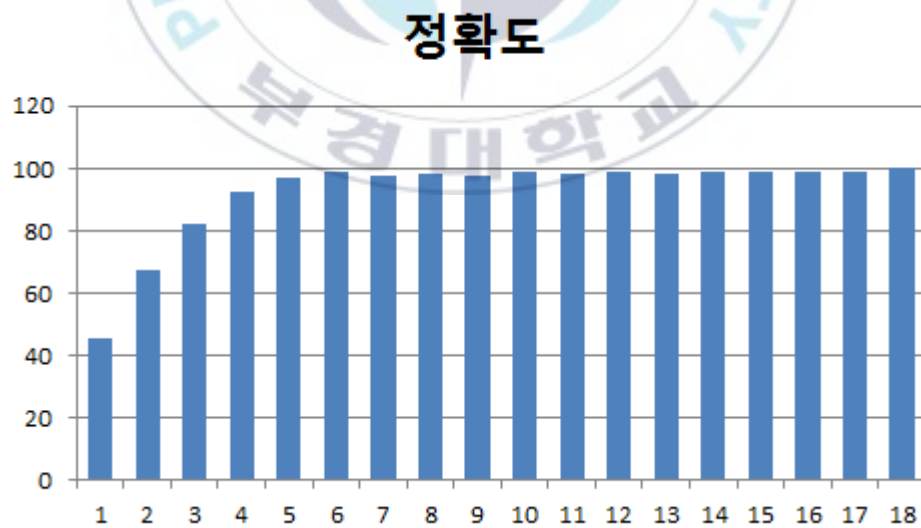


Fig. 16 Results of Precision for all frames

### 4.3 검출

복잡한 배경을 가진 장소에서 안전모를 쓴 작업자가 두 명일 경우 분류기는 안전모를 모두 다 찾아낼 수 있을지 검출시험을 하였다. 검증실험과 장소와 검출에 사용한 카메라 모두 같았지만, 검출에 사용한 안전모는 노랑색과 흰색, 두 가지 다른 안전모를 사용하여 검출시험을 진행하였다.

실험방법은 노랑색 안전모를 쓴 실험자와 흰색 안전모를 쓴 실험자가 같은 Frame안에 존재하고, 검증실험과 같이 실험자들은 계속해서 이동하였다.

검출률은 안전모를 두 개 다 검출한 경우 23.27%이고 안전모를 하나라도 검출한 경우 검출률은 78.9%이다. 그리고 정확도는 안전모를 두 개 다 검출한 경우는 23.7%, 안전모를 하나라도 검출한 경우 80.3%로 나왔다.

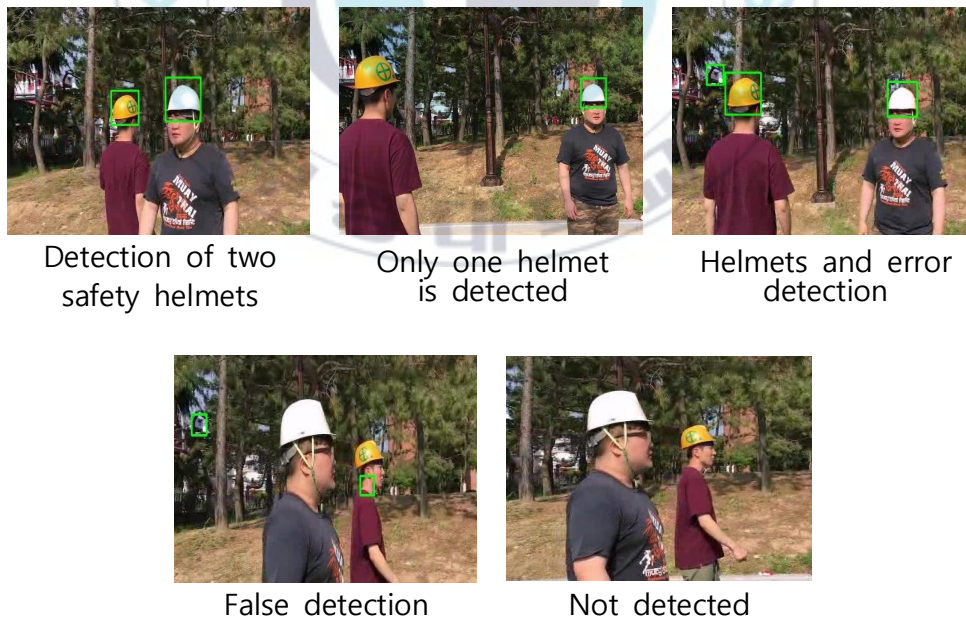


Fig. 17 Results classification

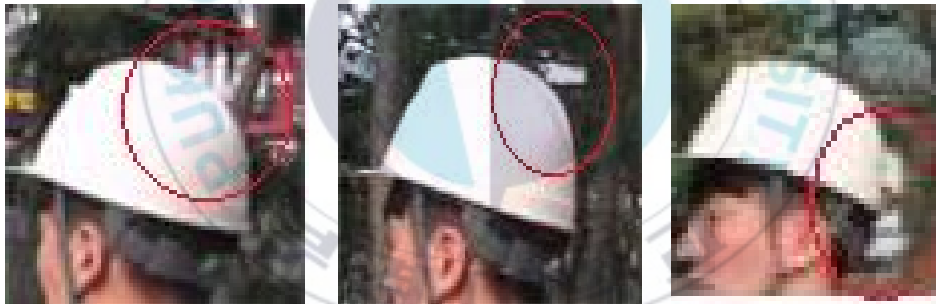
| Detection of two safety helmets | Only one helmet is detected | Helmets and error detection | False detection | Not detected | Total |
|---------------------------------|-----------------------------|-----------------------------|-----------------|--------------|-------|
| 64                              | 153                         | 50                          | 5               | 3            | 275   |

Table. 10 Detection results for all frames

검증결과 가장 검출률이 높은 Case 7에 대해 안전모가 여러개 있을 때 어떠한 검출결과를 보여주는지 최종검출실험을 했을 때 안전모 모두를 찾아내는 검출률(23.27%)은 낮았음을 알 수 있었다. 하지만 흰색안전모로만 머신러닝 시킨 HOG Cascade Classifier지만, HOG Feature의 특성인 물체의 윤각선에 대한 정보로 물체를 찾아내기 때문에 노란색 안전모 또한 찾아내는 것을 확인할 수 있었다. 안전모를 하나라도 찾아내는 경우는 높은 검출률(78.90%)을 나타냈다. 또한 전체 검출된 Frame에 대한 정검출 비인 정확도(80.37%) 또한 간단한 검출기이지만 높은 값을 나타냈다. 오검출된 Frame을 분석해보면 검증결과 때와 마찬가지로 배경에서 안전모와 비슷한 윤곽선을 가진 부분을 검출하는 결과를 볼 수 있었고, 안전모를 미검출한 Frame을 분석해보면 안전모의 모양이 순간적으로 빛에 의해 외각선이 흐려지거나 배경과 뚜렷한 차이를 못 보이는 경우, 배경의 흰색과 안전모가 겹쳐 순간적으로 안전모의 외형이 변해보일 때 안전모를 미검출한 경우가 많았다.



1. Safety helmet visible false



2. Overlap with white background

Fig. 18 Type of false

## 제 5 장 결론

본 연구의 2장에서 Data 수집 관련하여 설명한바와 같이 데이터는 많으면 많을수록 높은 검출률을 보이기 때문에 데이터량을 조절한다면 검출률 향상을 도모할 수 있을 것으로 예상된다. 검출시험과 검증시험에서 모든 상황에 따라 데이터를 수집하였기 때문에 오검출된 Frame과 미검출된 Frame를 추가하여 머신러닝 시킨다면 더 높은 정확도를 보일 것이다. 이를 계속하여 반복한다면 높은 검출률과 정확도를 가진 검출기가 생성될 것으로 예상된다.

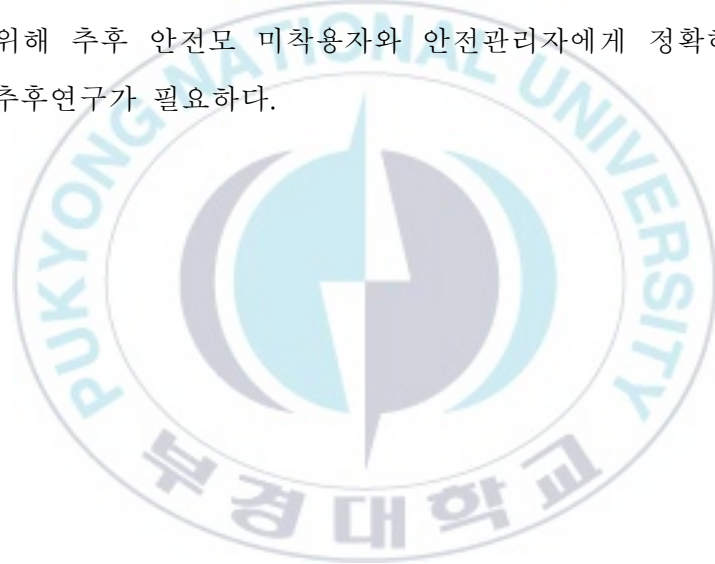
또한, 낮은 검출률을 나타내는 이유를 Data 수집에서 논할 수 있다. 본 연구에서는 1,000장의 Positive Image Data와 4,000장의 Negative Image Data를 이용하였지만, 이론상으로 안전모가 나오지 않은 Negative Image가 많으면 많을수록 검출률이 향상되는 점을 생각해 볼 때 더욱 많은 Negative Image Data를 수집하여 머신러닝시켰다면, 또한 Positive Image Data를 수집할 때 방향뿐만이 아닌 크기 또한 조절하여 Data를 수집하였다면 더 높은 검출률을 나타냈을 것으로 보인다.

본 연구에서는 HOG Feature를 이용하였기 때문에 색깔과 안전모에 그려진 회사마크, 안전모의 청결 상태등 안전모가 크게 손상되지 않았고 외형이 일정하다면 흰색 안전모만 Positive Image Data를 수집하여도 된다는 가설이 맞았음을 확인 할 수 있었으며, 하나의 Feature로 Cascade Classifier를 구성하여 안전모를 충분히 검출해 낼 수 있음을 확인하였다. 하지만 여러 안전모를 동시에 검출하기에는 역부족인 것 또한 확인하였다. 하나의 HOG Feature가 아닌 다른 Feature를 뽑아내서 같이 머신러닝에 사용하고 검출기를 생성한다면 높은 검출률과 정확도를 나타내겠지만 검출

속도가 느려지고 실시간으로 사용하기 힘들어 질것으로 예상된다.

추후 동영상에서 수집한 False경우들을 Negative Image로 추가하여 다시 머신러닝을 시킨다면, 더욱 높은 검출률을 보이는 검출기를 생성할 수 있을 것으로 예상된다.

또한 현재 진행되고 있는 안전모 미착용자 자동검출 시스템의 가장 큰 문제는 카메라나 CCTV에서 추출한 영상을 토대로 실시간으로 미착용자를 검출해 내어도 안전모 미착용 작업자나 안전관리자에게 안전모 착용신호 또는 안전모 미착용 신호를 정확히 보내는 데이터 송수신문제가 가장 크다. 이를 위해 추후 안전모 미착용자와 안전관리자에게 정확히 데이터를 송신하는 추후연구가 필요하다.



## 참고문헌

1. 건설공사 안전관리 업무수행지침 제 29조
2. 안전모 충격 흡수 성능에 관한 분석, 신운철
3. 건설관리를 위한 컴퓨터 비전 기술의 활용, 박만우, 2016
4. Computer vision 오일석 2014
5. Opencv 프로그래밍 김동근 2016
6. Bahaa Eddine Mneymneh, Mohamad Abbas and Hiam Khoury  
Automated Hardhat Detection for Construction Safety Applications  
2017
7. T. Ahonen, A. Hadid, and M. Pietikinen, "Face description with  
local binary patterns: Application to face recognition," PAMI 2006.
8. A self-constructing cascade classifier with AdaBoost and SVM for  
pedestriandetection Wen-Chang Cheng 외2, 2012
9. Pedestrians detection using a cascade of LBP and HOG classifiers,  
Claudiu Cosma 외2, 2013
10. Real-Time License Plate Detection in High-Resolution Videos  
Using Fastest Available Cascade Classifier and Core Patterns, Han  
외4, 2015
11. Machine Learning for Realistic Ball Detection in RoboCup SPL,  
Domencio Bloisi 외 3, 2016