

# COVID-19 전파 위험도 추정: 물체 및 장면 감지를 사용한 실시간 화면 분석

## Estimation of COVID-19 Transmission Risk: Real-time Screen Analysis using Object and Scene Detection

### 요 약

COVID-19의 확산과 지속으로 외출에 대한 불안은 증가하고 있다. 이에 국내 마스크 착용 의무화 지침이 진행되고 있지만, 장소별 위험 정도는 알 수 없다. 이를 해결하기 위해 본 논문은 질병 관리청에서 제시한 방역 수칙을 기준으로 특정 장소의 COVID-19 전파 위험도 측정을 진행한다. 전파 위험도를 측정하기 위한 세 가지 기준은 공간 개폐 여부, 마스크 착용 상태, 군중 밀집도이다. 세 가지 기준에 대한 데이터로 YOLO 모델과 이미지 분류 모델을 학습시키고 Deep Learning 알고리즘을 적용하여 값을 산출한다. 결과적으로 장소의 정보를 수집하여 COVID-19 전파 위험도 평가를 수행하고 CCTV와 같은 Live Feed 영상에 적용해 실시간으로 알려 예방할 수 있도록 기대한다.

### 1. 서 론

2020년 3월 11일 WHO는 COVID-19 pandemic을 선언하였다[1]. 백신이 개발되지 못한 현 상황에서 예방만이 COVID-19에 대비한 최고의 방법이다. 이를 위해 정부는 마스크 착용 의무화 지침을 시행하고 사회적 거리 두기 정책을 발표하였지만, 여전히 확진자 수가 안정적인 상태에 접어들지 못하는 상태이다[2].

COVID-19 감염 확진자의 동선을 확인할 수 있는 정부 정책을 제외하면 감염을 예방하기 위한 서비스가 제공되고 있지 않다. 따라서 실용적으로 예방할 수 있는 대책의 필요성이 증가하고 있다. 이에 따라 본 논문은 질병 관리청에서 제시한 방역 수칙을 참고해 세 가지 기준인: 1) 공간 개폐 여부; 2) 마스크 착용 상태; 3) 군중 밀집도 정보를 수집하여 전파 위험도를 평가하는 모델을 제안한다. 제안 모델은 사람들의 경각심을 일깨우고 전파 위험도가 높은 장소나 상황을 빠르게 파악하여 대처하기 위해 감염 전파 위험도를 가시화 및 척도화한다.

구체적으로, 본 논문에서는 영상정보를 통해 장소의 특성 정보를 예측하여 COVID-19 전파 위험도 평가를 수행한다. Deep Learning 알고리즘을 통해 각각의 상황을 학습해 CCTV와 같은 실시간 영상에서 사용될 수 있도록 한다. 장소에 있는 사람들에게 전파 위험도를 알린다면 스스로 경각심을 가지고 거리를 더 유지하도록 노력하고 마스크를 착용하지 않은 사람들에게도 더 큰 부담감을 느끼게 할 수 있을 것이다. 궁극적으로 전파 위험도를 낮춤으로써 COVID-19 감염을 효과적으로 예방할 수 있도록 기대한다.

### 2. 기존 연구

#### 2.1 코로나 전파 위험도 산정 참고 모델

COVID-19의 전파 위험도를 산정해야 할 경우, 질병 관리청에서 정한 방역 수칙을 기준으로 평가할 수 있다[3]. 보건복지부, 질병관리본부에서 발표한 “국민 행동 지침 (사회적 거리 두기 2단계 국민 행동 지침 안내)”을 보면, 주요 지침 사항으로는 “외출 시, 마스크 착용하기”, “환기 안 되고, 사람 많은 밀폐, 밀집, 밀접된 곳 가지 않기”, “사람 간 최소 2M(최소 1M) 이상 거리 두기” 등이 있다.

이 같은 행동 지침들을 종합하여 COVID-19 전파 위험도의 평가 요소를 ‘마스크 착용 상태’, ‘군중 밀집도’, ‘공간 개폐 여부’로 선정하였다. 실제로 마스크를 착용했을 경우, 감염 위험이 85% 감소하며, 군중 밀집도의 경우, 지역사회에서 물리적 거리를 1m 유지할 경우, 감염 위험이 82% 감소한다는 연구 결과가 있다[4]. 공간 개폐 여부 역시, 환기가 잘되지 않는 실내의 경우, 몇 분에서 몇 시간 정도 해당 장소의 공기 중에 바이러스가 포함된 비말이나 입자가 떠다닐 수 있으며, 이 공기를 매개로, COVID-19이 전염될 수 있다는 연구 결과가 있다[5].

#### 2.2 관련 기술

코로나 전파 위험도 선정을 위해 지정한 기준들을 기반으로 COVID-19 전파 위험도 측정을 위해 활용될 수 있는 모델 및 Dataset을 조사하였다.

### 2.2.1 Person, Mask Detection Model 및 Dataset

영상정보를 기반으로 COVID-19 전파 위험도를 측정하기 위해 영상에 사람이 얼마나 존재하는지, 마스크 착용을 했는지 감지하는 Person, Mask Detection Model에 대한 조사가 선행되었다. Person Detection의 경우, SSD와 YOLO(You Only Look Once)가 모델 사용률을 양분하였고, Mask Detection의 경우 YOLO 모델이 대부분이었다. YOLO는 Realtime에 적합한 연산속도가 빠른 Object Detection 모델이다. 하지만 작은 물체는 잡아내기 힘들고, 정확도가 상대적으로 낮다는 한계가 있다. SSD의 경우, 작은 물체를 잘 잡아내고 정확도가 높지만, 연산량이 많고 처리 속도가 느다는 단점을 가진다. Dataset의 경우, 학습을 진행할 수 있는 공개 Dataset이 이미 많이 존재함을 확인하였다. ImageNet이나 MS COCO 등, 다양한 Object Detection Dataset에서 Person 클래스가 존재하여 해당 Dataset에서 Person 클래스만 추출해 사용할 수 있다. Mask Dataset의 경우, COVID-19 이후로 다양한 공개 Dataset이 발표되었다[6]. 결론적으로 YOLO 모델이 실시간으로 사용 가능하다는 점 및 충분한 Dataset이 존재한다는 것을 확인하였다.

### 2.2.2 Scene Detection Model 및 Dataset

건물 내외부 여부는 COVID-19 감염에 있어 큰 인자로 작용하므로 해당 영상이 실내인지 실외인지 판단하는 과정이 필요하다. 이 목적을 이루기 위해서 Scene detection Model을 조사하였다.

과거에는 건물 안팎 Texture를 감지해 특정 분류의 Texture가 더 많은 곳으로 결과를 도출하였다. 따라서 Dataset도 건물 안팎을 촬영한 이미지가 아니라 건물 안팎에서 추출한 Texture 이미지를 사용하였다.

최근 개발되는 개선된 Scene Detection Model은, 단순히 Texture를 비교하는 방식이 아니라, 머신러닝을 통해 각 환경의 특징을 추출하고 그 특징에 따라 환경을 분류하는 방식을 가진다. 이런 모델의 Dataset으로는 실내외를 촬영한 이미지, 그 이미지가 어떤 속성을 가지는지 Label로 구성되어있다. 최근 많이 사용되는 Dataset 중에는 Places365, Open Video Scene Detection Dataset 등이 있다.

## 3. 프로젝트 내용

### 3.1 프로젝트 모델 및 Dataset 선정

COVID-19 전파 위험도를 추정하기 위해 군중 밀집도, 마스크 착용 상태, 공간 개폐 여부에 대한 평가를 진행했다. 군중 밀집도와 마스크 착용 상태를 평가하기 위해서는 Object Detection이 선행되어야 한다. 본 프로젝트는 실시간 탐지를 목표로 하기에 One-Shot-Detection 기법을 사용하는 알고리즘 모델을 선정하였으며, 그중 단순한 처리 과정으로 빠른 속도를 보장하는 YOLO를 선정했다. YOLO를 구동할 Framework로는 C, CUDA 기반 Neural Network Framework로, Open Source로 되어 있어 개발 시 프로젝트 조건에 맞게 수정할 수 있고, Custom Data로 새로운 모델을 학습할 수 있는 Darknet을 선정했다[7]. YOLO 기반으로 새롭게 학습한 Weight를 사용하여 good(마스크 정상 착용), bad(마스크 미착용), none(마스크 불량 착용), back(뒷모습), 총 4개의 Label로 Object Detection을 수행하였으며, Label과 Label 간의 거리를

통해 마스크 착용 상태와 군중 밀집도를 평가했다. 공간 개폐 여부의 경우는 먼저 주어진 장소를 분류하기 위해 CNN 기반에 Places365를 사용했다[8]. Places365는 365개의 장소 카테고리를 구분하며, 버전에 따라 카테고리당 5,000개에서 40,000개의 이미지로 학습하여 높은 정확도를 보인다. Places365 Dataset 으로 학습된 WideResnet Weight를 사용하여 Scene Detection을 수행했고, 결과로 나온 Label 중 Indoor/Outdoor Label만을 추출해 input 이미지의 공간 개폐 여부를 평가했다.

표 1은 People Dataset과 마스크 착용 Dataset을 사용해 YOLO-V4 모델을 학습하여 테스트한 결과이다. IOU 값에 따른 mAP 값을 보면, 완벽하게 좋은 결과가 나오지는 않지만, 기능을 구현한다는 관점에서 예상보다 좋은 결과를 얻었다. 영상 실시간 처리를 목표로 하는 모델이라 처리 속도도 관건이었는데, 실험 환경(RTX 2060)에서 약 20FPS로 안정적인 학습 속도를 보여 실시간 환경에 적용 가능한 모델을 얻게 되었다. 학습 과정에서는, 학습 중간 장치의 불안정함으로 Loss가 상승하였지만, 대체로 안정적으로 수렴하였다. Loss는 원래 class 수로 추론했을 때  $10^{-1}$  정도의 값을 가지는 것이 이상적이지만, Dataset의 한계로 8.2의 값으로 수렴하였다. 추후 Dataset 조정을 통해 목표한 값을 달성할 예정이다.

표 1 학습 후 실험 결과

	mAP@0.5	mAP@0.75	FPS
해당 모델	62.68%	36.31%	21.7
YOLOv3@MS COCO	57.9%	34.4%	18.3

### 3.2 프로젝트 동작

본 절에서는 앞서 COVID-19 전파 위험도 산출 요소로 포함한 ‘공간 개폐 여부’, ‘마스크 착용 상태’, ‘군중 밀집도’에 관한 데이터를 real-time 영상으로부터 얻는 과정을 설명한다.

우선 real-time 영상의 초기 frame을 Places365로 학습된 모델을 통해 Scene Recognition 하여 공간 개폐 정보를 추출한다. 영상의 Indoor/Outdoor 정보는 최종 COVID-19 전파 위험도 산출 과정에서 가중치로 적용된다.

연속되는 frame은 custom training 된 YOLO 모델을 사용하여 real-time object detection 한다. 마스크 착용 상태와 군중 밀집도 데이터를 얻기 위해 탐지된 class들의 count와 b-box(bounding box) 데이터(object 좌표 및 b-box size)를 활용한다.

마스크 착용 상태는 ‘good’, ‘bad’, ‘none’으로 Classification하고 이들의 count를 저장하여 COVID-19 전파 위험도 산출에 사용한다.

군중 밀집도의 경우 ‘person’ class들의 b-box의 중앙 좌표(x, y)와 b-box size(width, height)를 참고하여 영상 속 모든 사람 사이의 실측 거리를 추정한다. 이때 두 class의 기본적인 거리는 (x, y) 좌표끼리의 Euclidean distance로 측정하며 class들의 멀고 가까운 정도를 감안하기 위해 b-box size(width, height)를 비교하여 예외 처리하는 방법을 사용했다. 최종적으로 추론된 class 사이의 거리( $dist_{real}$ )가 지정된 안전거리( $dist_{safe}$ ) 보다 가깝다면 해당 class들의 id를 저장하고 밀집된 class들의 count를 알아낸다.

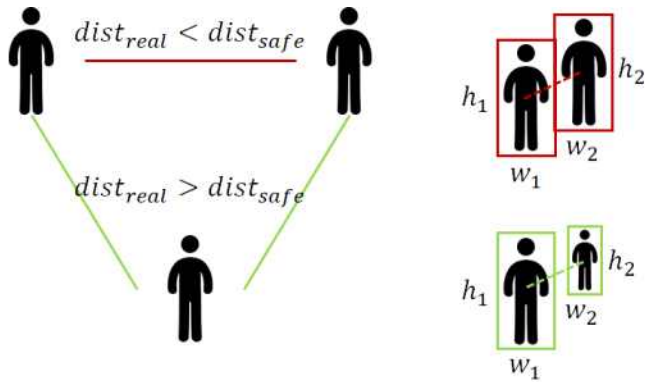


그림 1 Social Distancing 측정 예시

### 3.3 COVID-19 전파 위험도 측정

#### 3.3.1 마스크 착용 상태 및 군중 밀집도 점수

2.1절에서 기술한 대로 연구 결과에 따르면 마스크를 착용했을 경우 코로나 감염 위험이 85% 감소한다[4]. 이를 토대로 마스크를 착용 안 할 시 위험도 확률을 1, 착용할 시는 0.15로 적용하고, 마스크가 detection 된 전체 class의 수를  $n$ , 마스크를 착용하지 않은 사람의 수를  $x$ , 마스크를 착용한 사람의 수를  $y$ 로 하여 다음과 같은 수식을 산출하였다.

$$\left(\frac{x}{n} \times 1 + \frac{y}{n} \times 0.15\right) \times 100$$

군중 밀집도 또한 2.1절에서 언급했듯이 지역사회에서 물리적 거리를 1m 유지할 경우 감염 위험이 82% 감소한다[4]. 영상에서 실측 거리를 추정하여 안전거리보다 가까운 class들의 수를 알아낼 수 있도록 모델을 설계하였다. 연구 결과와 모델에서 detect 된 수를 이용하여 위의 식과 비슷하게 안전거리를 어긴 경우 위험도 확률을 1, 안전거리를 지킨 경우는 0.18로 하고, 전체 class의 수를  $n$ , 안전거리를 지키지 않은 class의 수를  $x'$ , 지킨 class의 수를  $y'$ 로 나타내면

$$\left(\frac{x'}{n} \times 1 + \frac{y'}{n} \times 0.18\right) \times 100$$

위와 같은 식을 세울 수 있다.

이 두 점수를 더하여 전파 위험도 점수를 구한다.

#### 3.3.2 공간 개폐 여부

공간 개폐 여부에 관한 전파 위험도는 마스크 착용 상태와 군중 밀집도를 통해 계산한 점수에 가중치를 곱하는 방식으로 적용한다. 환기가 잘되지 않는 실내의 경우 몇 분에서 크기는 몇 시간까지 코로나 감염의 위험에 노출된다[5]. 이에 비해 실외의 경우 거리 두기를 유지하는 것만으로도 감염 위험을 많이 감소시킬 수 있다. 실내 집단 감염 사례를 바탕으로 실내의 경우 가중치를 1.5로 두고 실외는 1로 한다. 가중치를 앞서 구한 점수에 곱하여 최종적으로 real-time 영상에서의 위험도 점수를 산출한다.

#### 3.4 전파 위험도 출력

본 절에서는 위에서 기술한 전파 위험도 측정 방식을 이용하여 구한 점수에 등급을 정하여 출력하는 방식에 대한 기준을 제시한다. 표 2의 기준으로 점수에 따른 등

급을 주도록 한다.

표 2 전파 위험도 점수에 따른 위험 등급

위험점수	등급
180 이상	매우 위험
140 이상 180 미만	위험
100 이상 140 미만	다소 위험
60 이상 100 미만	주의
60 미만	안전

실행 결과는 아래 그림 2와 같다.



그림 2 실행 결과 화면

### 4. 결론 및 향후 연구

영상정보를 통해 해당 공간의 COVID-19 전파 위험도 평가 수행을 제안하였다. 영상정보 내에서 수집한 군중 밀집도와 마스크 착용 여부 정보에 대한 위험률을 점수화하고 내부 환경이라면 전파 위험도 가중치를 올린다. 각 점수화된 내용을 종합하여 전파 위험도를 산출하였다. 산출된 전파 위험도를 사용자에게 알려 해당 공간의 위험 수준을 파악할 수 있다. CCTV와 같은 실시간 영상에 활용하여 해당 공간 사람들에게 전파 위험도를 알릴 수 있다.

향후 연구로는 해당 공간에 머무른 사람의 시간과 동선을 추가 고려하여 전파 위험도를 산출할 계획이다. 또한, 사례 위주로 산정한 공간 개폐 가중치는 추후 공식적인 연구 결과가 나온다면 대체할 예정이다.

### 참 고 문 헌

- [1] "Coronavirus disease (COVID-19) pandemic", World Health Organization, 2020
- [2] "코로나바이러스감염증19(COVID-19)-국내발생현황", 중앙방역대책본부, 2020
- [3] "생활 속 거리 두기-기본수칙", 중앙사고수습본부, 2020
- [4] "Social Distancing - Keep a Safe Distance to Slow the Spread", Centers for Disease Control and Prevention, 2020
- [5] Goscé, L., Barton, D. & Johansson, A., "Analytical modelling of the Spread of Disease in Confined and Crowded Spaces." Sci Rep 4, 4856, 2014
- [6] VictorLin, YOLOv3\_mask\_detect, 2020  
[https://github.com/VictorLin000/YOLOv3\\_mask\\_detect](https://github.com/VictorLin000/YOLOv3_mask_detect)
- [7] Joseph Chet Redmon, Darknet: Open Source Neural Networks in C, 2016
- [8] Zhou et al, "Places: A 10 million Image Database for Scene Recognition", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017