

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

요약

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. 서론

1.1. 연구배경

2020년 3월 11일 WHO는 COVID-19 pandemic을 선언하였다. 그 이후로 2020년 10월이 된 현시점까지 COVID-19에 대한 위협이 사그라지지 않고 있다. 백신도 개발되지 못한 현 상황에서 예방만이 COVID-19에 대비한 최선의 방법이다. 국가에서는 이를 예방하기 위해 마스크를 착용하고 손을 자주 씻고 거리 두기를 생활화하라고 얘기하고 있다. 이 중 마스크 착용은 의무화하였고 수도권은 사회적 거리 두기 2단계가 시행 중이다. 하지만 이러한 노력에도 불구하고 아직도 확진자 수가 안정적인 상태에 접어들지 못하였다.

아직까지는 COVID-19에 관련하여 확진자의 동선을 확인할 수 있는 서비스를 제외하면 감염을 예방하기 위한 서비스가 제공되고 있지 않다. 확진자가 다녀간 동선을 확인하는 것은 최선의 예방이 아니다. 따라서 사람들의 경각심을 일깨우고 위험도가 높은 장소나 상황을 빠르게 파악하여 대처하기 위해 감염 위험도를 가시화하였다.

COVID-19의 위험에 얼마나 노출되어 있는지를 수치화하기 위해 세 가지 기준을 정하여 계산하였다. 공간이 개방된 공간인지 혹은 밀폐된 공간인지가 그 첫 번째다. 밀폐된 공간이 개방된 공간보다 위험도가 높아지도록 한다. 두 번째는 얼마나 많은 사람이 밀집되어 있는지에 따라 많은 사람이 모여있을수록 위험도가 올라간다. 마지막으로 마스크를 착용하고 있는지 아닌지를 판단하는 것이다. 마스크를 착용하지 않은 사람들이 많아질수록 위험도가 상승하게 된다.

Deep Learning 알고리즘을 통해 각각의 상황을 학습하여 모델들을 만들어 CCTV와 같은 실시간 영상에서 사용될 수 있도록 한다. Real Time으로 적용하여 CCTV 영상에서 각 기준에 대한 결괏값을 보여주고 이 결과들을 이용하여 계산된 위험도도 같이 영상을 통해 볼 수 있도록 서비스를 제공한다.

1.2. 연구목표

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. 관련연구

2.1. 코로나 위험도 산정 참고 모델

Covid-19의 위험도 산정을 위해서 크게 두 가지의 접근 방식을 사용할 수 있다. 첫번째로는 한국질병관리청에서 정한 방역 수칙을 참고해 해당 수칙이 제대로 지켜지는지에 대한 척도를 위험도 산정에 사용할 수 있다. 두번째로는, Covid-19나 이를 포함하는 이미 알려진 공기중으로 전파가 되는 전염병이 어떤 환경에서 잘 전파가 되는지에 대한 연구를 참고해 실제로 어떤 조건에서 전파가 잘 되는지 참고해 위험도 연산을 하는 방식이 있다. 첫번째 방식은 연산이 단순하고 어떤 수칙이 지켜졌느냐, 지켜지지 않았느냐에 대한 점수로 출력을 한다. 하지만 이 숫자는 그저 군중의 행동을 분석하는 숫자일 가능성이 높고, 숫자에 대한 평가가 다시 이루어져야 한다는 한계점이 있다. 반면, 두번째 방식은 고려해야 할 매개변수가 많고, 복잡한 식을 가지므로 연산이 힘들다. 연산 과정이 복잡한 만큼 현재 상황에 대한 분석이 조금 더 잘 되어 출력된 값을 바로 위험도에 대한 척도로 활용할 수 있다.

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, 밀접 된 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. 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.

2.2. 군중 밀집도

“COVID-19” 바이러스는 주로 사람 간에 전파 된다고 여겨지고 있으며, 감염자와 밀접 접촉자들 간, 감염자의 호흡기를 통해 나온 비말 등이 주위 사람들의 입이나 코에 닿거나 호흡기를 통해 흡입되면 전파될 수 있다고 알려져 있다.[hj_ref_1] 이에 코로나 전파 위험도를 평가할 경우, “군중 밀집도”, “사람들 간의 거리”는 중요한 평가 요소가 된다.

2.2.1. Object Detection

“군중 밀집도”를 평가하기 위해서는 먼저 해당 Image 속에 어떤 물체들이 존재하는지 파악해야 한다. 이 경우 현재 CCTV, 자율주행 자동차 및 OCR 등의 분야에서 많이 활용되고 있는 “Object Detection” 기술이 요구된다. Image 속 Object 들이 종류인지 분류(Classification), 해당 Object 의 위치 정보를 파악한다(Localization).

2.2.2. Crowd Count(Crowd Density)

“군중 밀집도”는 Image 속에 있는 물체들 중 사람에 의해서만 평가되며, 그 중에서도 사람들의 수, 사람들 간의 위치, 거리가 중요한 평가 요소로 작용한다. Crowd Count(Crowd Density)는 Image 속 사람의 수를 세거나 예측, 해당 Image 속에 단위 면적별 사람들의 밀집도를 추정하는 분야다. Crowd Count(Crowd Density)을 측정하는 방식으로는 Detection-based methods, Regression-based methods, Density estimation-based methods, CNN-based methods 등이 있으며, 위 방식을 input 이 되는 Dataset 의 환경에 맞게 선택한다.[hj_ref_2][hj_ref_3]

2.2.3 Social Distancing

Social Distancing(사회적 거리두기)은 비말에 의해 전파될 수 있는 질병에 경우 강력한 예방책 중 하나로 여겨지고 있다. 서로 물리적으로 거리를 두어 접촉을 줄이는 것만으로도 전염병의 확산을 크게 줄일 수 있다. Social Distancing 분야는 사람 간의 거리를 Image 속 픽셀의 단순 거리로 계산하는 것이 아니라, 2D Image 의 사람들의 위치를 3D 로 인식하여, 사람들의 원근에 따라 다른 계산식(Perspective Mapping)을 적용 및 측정한다.

2.3. 마스크 얼굴인식

마스크 착용 여부는 비말 감염으로 주로 전파되는 "COVID-19"예방에 있어서 큰 영향력을 갖는다. 비말 차단 기능을 갖는 마스크의 착용은 바이러스를 직접 차단하거나 손과 얼굴의 접촉을 방지함으로써 전반적으로 바이러스 감염 확률을 대폭 낮출 수 있다. 이에 따라 "마스크 착용 여부"를 코로나 감염 위험도 산출 요소로 포함한다.

2.3.1 Object detection

마스크 착용 여부를 탐지하기 위해 우선적으로 Object detection 모델을 정한다. 기본적으로 실시간 탐지를 목표로 하기 때문에 One-shot-detection 기법을 사용하는 알고리즘을 사용해야 할 것이다. SSD 와 Yolo 는 One-shot-detection 기반의 대표적 알고리즘 모델이다.

2.3.2 Yolo(You Only Look Once)

최초로 One-shot-detection 기법을 사용한 알고리즘으로, Object Localization 단계와 수많은 bounding box 를 모두 CNN 으로 처리하여 Object Classification 을 별도의 과정을 통해 처리하는 Two-shot-detection 기법과 달리 위의 과정을 한 번에 처리한다.

Yolo 는 feature map 을 $S \times S$ grid cell 로 나누고 각 cell 에 지정된 개수만큼의 Anchor Box 를 포함시키는데, 각각의 Anchor Box 는 상자 안에 물체가 포함될 확률, box 의 위치(x, y, w, h), detecting 하고자 하는 class 들의 일치 가능성을 파라미터로 갖게 된다. 이후 학습을 통해 물체가 포함될 확률이 낮은 box 들을 없애고 최종적으로 Object 들을 탐지, 분류한다.

2.3.3 SSD(Single Shot Multibox Detector)

임의로 정해진 셀의 크기에 따라 detection 가능한 물체의 크기가 한정되는 Yolo 와 달리 convolution 과정의 초기부터 classification 을 실행한다. 따라서 셀의 개수가 많은 초기의 Feature Map 에서는 작은 크기의 물체를, convNet 을 거치면서 점점 더 큰 물체를 대상으로 탐지하는 것을 목표로 하며 학습을 통해 각각의 Classification 들을 종합하여 최종적인 결과를 도출한다.

2.4. 공간 개폐

Covid-19의 위험도 산출에 있어서 환경은 큰 factor를 차지한다. 밀폐된 실내의 경우 실내 공기를 다수의 인파가 계속해서 호흡하고, 이 때 감염자가 있을 경우 감염될 가능성이 매우 높다. 따라서, Covid-19 Risk Estimator에서 산출하는 이미지의 공간이 어떤 유형인지 감지하는 것은 꼭 필요하다고 할 수 있다. 이미지가 어떤 공간인지 감지하는 모델은 옛날부터 많은 연구가 진행되었다. 옛날부터 연구가 진행된 만큼 모델도 많은 수가 있고 Dataset도 많다. 대체로 이미지를 input으로 받는 만큼 Convolution 연산을 사용하는 CNN 모델 구성이 많고, 모델 별 각기 다른 Dataset을 사용하다가 근래 들어 Places Dataset을 사용하는 경향이 있다. Places Dataset은 각 Scene 별 특징도 label되어 있어 Indoor/Outdoor 분석뿐만이 아니라 Scene Detection에도 적합한 Dataset이다. 따라서, 공간 개폐의 경우, 모델의 성능 및 연산 속도에 대해 비교해보고 적합도가 가장 높은 모델을 사용할 수 있다.

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 구성되어 있다. 최근 많이 사용되는 Dataset 중에는 Places365, Open Video Scene Detection Dataset 등이 있다.

3. 프로젝트 내용

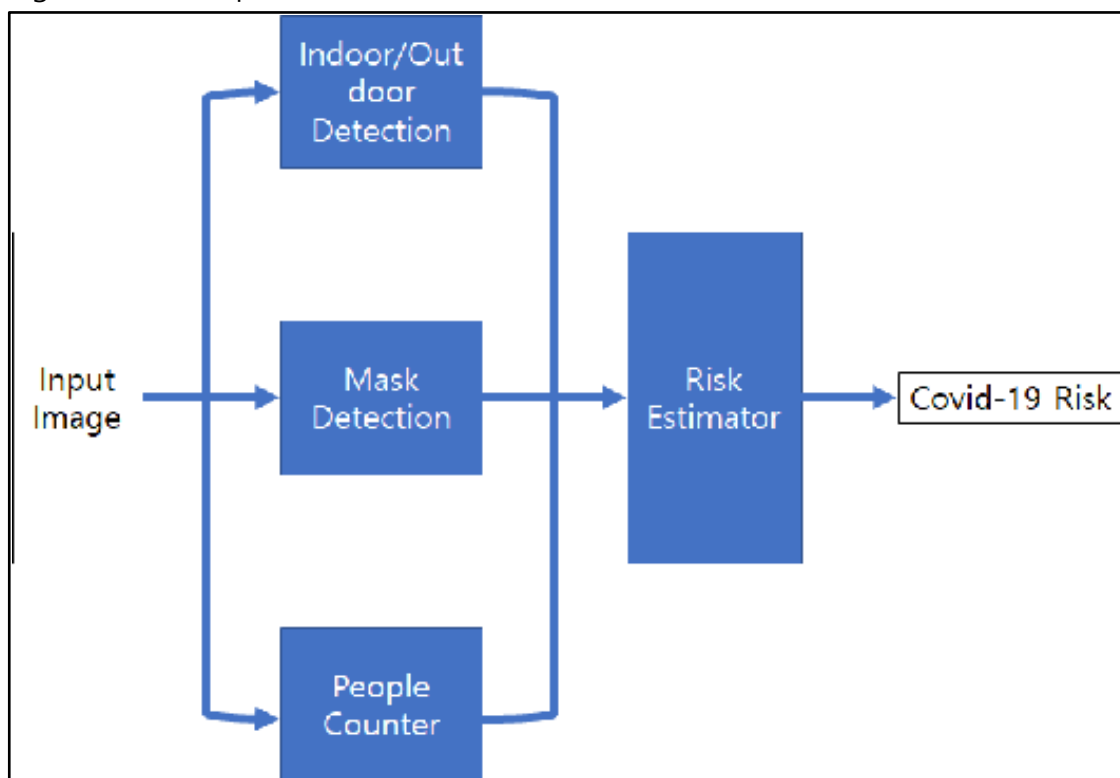
3.1.시나리오(코로나 위험도 산출)

3.1.1 Input

모델의 Input 으로는 Monocular RGB 이미지를 사용한다. 모델이 작동되는 연산장치의 성능과 실제 구현이 어떻게 되는지에 따라 Realtime 적용의 유무가 결정될 예정이다. 모델 설계 과정에서 실시간 처리가 가능한 가벼운 모델을 목표로 설계 예정이다. Realtime 적용이 가능한 상황에서는 CCTV 나 Drone 에서 받아오는 Live Feed 영상을 Input 으로 하여 응용이 가능하다.

3.1.2 산출 과정 및 output

산출 과정은 아직 모델 설계 과정에 있기 때문에, 변동 가능성이 있음을 미리 고지한다. Image 가 모델의 input 으로 들어오면 3 개의 모델이 이미지를 처리한다.



3.1.3 Indoor/Outdoor Detection

모델의 Input 이미지에 대해 이미지가 실내의 이미지인지, 실외의 이미지인지 연산한다. Places365 Dataset 으로 학습된 모델을 사용해 이미지의 공간적 특징을 추출하게 된다. 현재

Places365 Dataset 으로 학습된 Wideresnet 을 사용해 구현 되어있는 상태이다. 해당 모델은 Indoor/Outdoor 외의 해당 Image 의 Scene 의 분석 값(카페, 식당 등)을 출력하는데, 현재는 Indoor/Outdoor 값 만을 활용하도록 작성되었다. 실제 실행 결과, GPU 가속을 활용했을 때 Image 당 0.2 초 미만의 연산 속도를 가져 Realtime 으로 충분히 운용이 가능하나, Camera 가 고정되어 있음을 감안할 때 Image Feed 의 첫 몇 초만 모델의 연산을 진행하고 Image Feed 가 Indoor 인지 Outdoor 인지 출력하고, 해당 결과값을 작동하는 Session 동안 유지하여 연산 장치의 부하를 최소화해 다른 모델이 연산하는데 필요한 Computing Power 를 보장한다.

3.1.4. Mask Detection

모델의 Input 이미지에 대해 이미지에서 마스크를 착용한 사람과 그렇지 않은 사람들을 감지한다. Realtime 을 목표로 하고 있기 때문에, 연산 속도가 빠른 YOLO 모델을 사용한다. 마스크를 쓴 얼굴과 그렇지 않은 얼굴의 이미지들을 Train 한 YOLO 모델은 마스크를 착용한 얼굴과 착용하지 않은 얼굴을 감지하고 그 수와 위치를 연산한다. 해당 출력을 다음 단계로 전달하고 계속해서 이미지의 처리를 진행한다.

3.1.5. People Counter

모델의 Input 이미지에 대해 이미지에서 사람들의 위치를 감지한다. 역시 Realtime 구현을 감안, YOLO 모델을 사용한다. 사람을 감지하는 모델은 이미 MS COCO Dataset 으로 학습되어 공개된 모델을 사용할 수 있다. 감지된 Object 들 중 Class 가 Person 인 결과값만 사용해 위치와 개수, 크기를 구하고, 크기 값과 위치 값을 사용해 사람이 어느 거리를 두고 있는지를 연산 할 수 있다. 역시 해당 출력들을 다음 단계로 전달하고 계속해서 이미지 처리를 진행한다.

3.1.6. Risk Estimator & Output

앞의 3 개의 모델에서 출력한 결과들을 사용해 Covid-19 의 감염 Risk 를 연산한다. 질병 전파 모델로 유명한 SIR 모델을 베이스로 하여, 마스크 착용 및 거리를 추가한 우리만의 연산 척도를 개발 예정이다. SIR 모델은 감염가능한 사람 수인 S, 감염자의 수인 I, 치료가 완료된 사람 수인 R, 이렇게 세 개 값의 인과를 감염률인 β , 회복률인 γ 을 사용해 설명하는 모델이다. 이 모델을 활용해, 많은 논문들이 Covid-19 에 대한 감염률 β 를 연산했다.[sm_ref_9] 우리는 위의 세 모델을 사용해 사람과 사람이 접촉했을 경우를 판단해 어떤 사람이 감염되었을 경우

해당 이미지에 얼마의 사람들이 Covid-19 에 감염되었을지를 예측하려고 한다. 모델은 사람과의 거리, 마스크의 유무, 공간의 형태에 따라 β 값을 조정할 수 있고, 이 β 값에 따라 감염률을 계산한다. 물론 질병관리청에서 정한 사회적 거리두기가 얼마나 지켜지고 있는지에 대한 정량적 평가만을 결과로 도출하는 모델 역시 검토 대상이다.

3.2. 요구사항

3.2.1. 군중 밀집도에 대한 요구사항

군중 밀집도를 측정하기 위해서 사람들이 밀집되어 있거나, 흩어져 있는 경우 또는 사람이 있지 않는 등 다양한 상황의 Image Dataset 을 학습시킨다. 학습에 사용할 DNN 알고리즘 모델은 처리 속도가 우수하여, Object Detection 분야에서 많이 사용되고 있는 Yolo 를 기반으로 진행한다.

학습이 완료되면 해당 모델을 기반으로 위험도를 측정할 Input Data 를 넣고, 해당 Data 를 분석한다. 화면에 존재하는 물체들 중 사람들을 선별하고, 사람들의 수, 각 위치 및 위치별 원근에 따라 사람들 간의 거리를 계산하여, 해당 화면의 밀집도를 결과 값으로 반환한다.

3.2.2. 마스크 얼굴인식에 대한 요구사항

마스크 착용 여부를 탐지하기 위해 마스크를 착용한 사람의 얼굴과 마스크를 착용하지 않은 사람의 얼굴에 대한 data 를 각각 학습시킨다. 이후에 학습된 모델을 Object detection 알고리즘에 적용하여 화면에 나타난 모든 사람을 output 상에 with Mask, with no Mask 로 분류하여 labeling 되어 나타내도록 한다.

3.2.3. 공간개폐에 대한 요구사항

공간 개폐를 감지하기 위해 Places365 Dataset 으로 학습된 WideResnet Weight 를 활용한다. 해당 Weight 를 사용한 모델로 Input 의 Scene Detection 을 수행하고, 결과값으로 나온 label 들 중 Indoor/Outdoor Label 만을 추출해 Input 이미지가 실내인지 실외인지 출력하도록 한다.

3.3.1. 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 Detection 이 선행되어야 한다. 본 프로젝트는 실시간 탐지를 목표로 하기에 One-Shot-Detection 기법을 사용하는 알고리즘 모델을 선정하였으며, 그중 단순한 처리 과정으로 빠른 속도를 보장하는 YOLO 를 선정했다. YOLO 를 구동할 Framework 로는 C, CUDA 기반 Neural Network Framework 로, Open Source 로 되어 있어 개발 시 프로젝트 조건에 맞게 수정할 수 있고, Custom Data 로 새로운 모델을 학습할 수 있는 Darknet 을 선정했다[7]. YOLO 기반으로 새롭게 학습한 Weight 를 사용하여 good(마스크 정상 착용), bad(마스크 미착용), none(마스크 불량 착용), back(뒷모습), 총 4 개의 Label 로 Object Detection 을 수행하였으며, Label 과 Label 간의 거리를 통해 마스크 착용 상태와 군중 밀집도를 평가했다. 공간 개폐 여부의 경우는 먼저 주어진 장소를 분류하기 위해 CNN 기반에 Places365 를 사용했다[8]. Places365 는 365 개의 장소 카테고리를 구분하며, 버전에 따라 카테고리당 5,000 개에서 40,000 개의 이미지로 학습하여 높은 정확도를 보인다. Places365 Dataset 으로 학습된 WideResnet Weight 를 사용하여 Scene Detection 을 수행했고, 결과로 나온 Label 중 Indoor/Outdoor Label 만을 추출해 input 이미지의 공간 개폐 여부를 평가했다.

표 1 은 People Dataset 과 마스크 착용 Dataset 을 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 20 FPS 로 안정적인 학습 속도를 보여 실시간 환경에 적용 가능한 모델을 얻게 되었다.

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

3.3.2. 프로젝트 동작

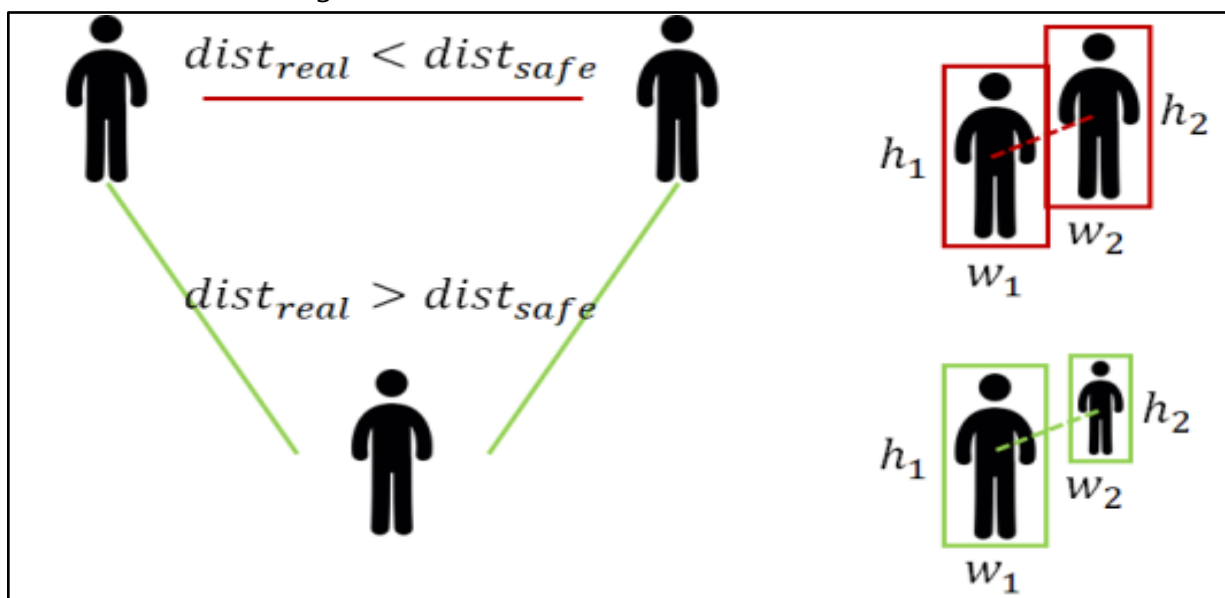
본 절에서는 앞서 COVID-19 전파 위험도 산출 요소로 포함한 '공간 개폐 여부', '마스크 착용 상태', '군중 밀집도'에 관한 데이터를 real-time 영상으로부터 얻는 과정을 설명한다.

우선 real-time 영상의 초기 frame 을 Places365 로 학습된 모델을 통해 Scene Recognition 하여 공간 개폐 정보를 추출한다. 영상의 Indoor/Outdoor 정보는 최종 COVID-19 전파 위험도 산출 과정에서 가중치로 적용된다.

연속되는 frame 은 custom training 된 YOLO 모델을 사용하여 real-time object detection 한다. 마스크 착용 상태와 군중 밀집도 데이터를 얻기 위해 탐지된 class 들의 count 와 b-box(bounding box) 데이터(object 좌표 및 b-box size)를 활용한다.

마스크 착용 상태는 'good', 'bad', 'none'으로 Classification 하고 이들의 count 를 저장하여 COVID-19 전파 위험도 산출에 사용한다.

그림 1 Social Distancing 측정 예시



군중 밀집도의 경우 'person' class 들의 b-box 의 중앙 좌표(x, y)와 b-box size(width, height)를 참고하여 영상 속 모든 사람 사이의 실측 거리를 추정한다. 이때 두 class 의 기본적인 거리는 (x, y) 좌표끼리의 Euclidean distance 로 측정하며 class 들의 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 class 들의 id 를 저장하고 밀집된 class 들의 count 를 알아낸다.

3.4 COVID-19 전파 위험도 측정

3.4.1 마스크 착용 상태 및 군중 밀집도 점수

2.1 절에서 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 0.15 로 적용하고, 마스크가 detection 된 전체 class 의 수를 n , 마스크를 착용하지 않은 사람의 수를 x , 마스크를 착용한 사람의 수를 y 로 하여 다음과 같은 수식을 산출하였다.

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

군중 밀집도 또한 2.1 절에서 언급했듯이 지역사회에서 물리적 거리를 1m 유지할 경우 감염 위험이 82% 감소한다[4]. 영상에서 실측 거리를 추정하여 안전거리보다 가까운 class 들의 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 0.18 로 하고, 전체 class 의 수를 n , 안전거리를 지키지 않은 class 의 수를 x' , 지킨 class 의 수를 y' 로 나타내면

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

위와 같은 식을 세울 수 있다.

이 두 점수를 더하여 전파 위험도 점수를 구한다.

3.4.2 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 크게는 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 1.5 로 두고 실외는 1 로 한다. 가중치를 앞서 구한 점수에 곱하여 최종적으로 real-time 영상에서의 위험도 점수를 산출한다.

3.5 전파 위험도 출력

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

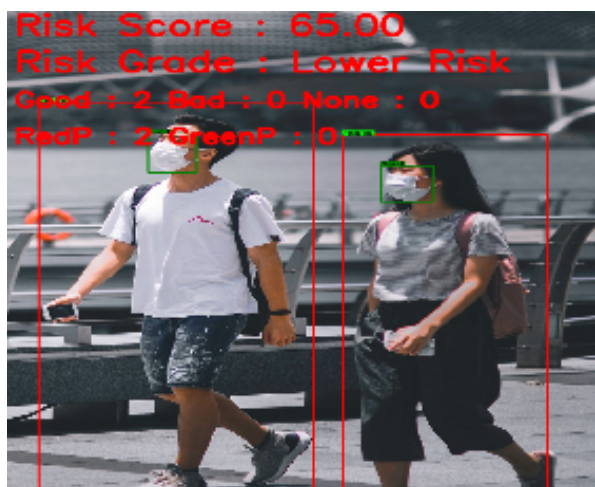


그림 2 실행 결과 화면

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

Person 간의 거리를 측정, 안전거리보다 근접해있는 Person의 경우, red로 분류하고 그렇지 않은 person은 green으로 분류한다. Mask의 경우 착용, 미착용 여부 인식 후 Risk Score 계산에 사용한다. 실행 결과 그림 2를 보면, 사람들이 밀접해 있고 마스크를 쓰지 않은 입력은 높은 위험도, 마스크를 착용한 옥외 입력은 낮은 위험도를 출력하는 것을 확인할 수 있다.

4. 향후 일정 및 역할분담

배성호 교수 : 프로젝트 면담 진행

신은섭 멘토 : 멘토링 진행

공재호 : PM, 군중 밀집도 분석

이민호 : 마스크 얼굴인식 분석

이승민 : 공간 개폐 분석

지호진 : 군중 밀집도 분석

최성원 : 마스크 얼굴인식 분석

Task	진행일자
팀원 구성	9/11 ~ 9/18
주제 선정	9/18 ~ 9/21
참고자료 조사	9/22 ~ 9/28
기초조사서 작성	9/29 ~ 10/3
오픈소스 코드 분석	10/3 ~ 10/5
설계	10/6 ~ 10/12
논문 작성	10/13 ~ 10/19
설계서 작성	10/20 ~ 10/26
상세 설계	10/27 ~ 11/2
상세 설계서 작성	11/3 ~ 11/9
구현	11/10 ~ 11/24
검증	11/24 ~ 11/30
결과보고서 작성	12/1 ~ 12/7
데모 시연 및 발표	12/8 ~ 12/14

5. 결론 및 기대효과

영상 정보를 통해 해당 공간의 COVID-19 위험도를 평가할 수 있다. 영상 정보 내에서 세 가지 정보를 수집한다. 첫째, 군중 밀집도를 수집한다. 군중 밀집도는 해당 공간에 사람들이 얼마나 밀집되어 있는지를 계산한다. 둘째, 사람들의 마스크 착용 여부 정보를 수집한다. 현재 우리나라에서 마스크 착용은 권장사항이 아닌 의무사항이며 감염자로부터 자신을 지킬 수 있는 수단이므로 중요하다. 셋째, 해당 공간이 카페, 도서관과 같은 내부 환경인지 공원, 인도와 같은 외부 환경인지에 대한 정보를 수집한다. 한국질병관리청에서 제시한 방역 수칙에 의하면 외부 환경보다 내부 환경이 더 위험한 환경이므로 이는 중요한 정보가 된다. 수집한 군중 밀집도와 마스크 착용 여부 정보에 대한 위험률을 점수화한다. 만약 내부 환경이라면 위험도 가중치를 올린다. 각 점수화된 내용을 종합하여 위험도를 산출한다. 산출된 위험도를 사용자에게 알려 해당 공간의 위험 수준을 파악할 수 있다.

COVID-19 사태에서 사람들 간의 사회적 거리두기는 중요한 사항이 되었다. 따라서 본 연구는 해당 공간의 위험도를 통해 사회적 거리두기가 잘 이행되고 있는지 확인할 수 있다. 또한, 확인된 위험도를 통해 필요할 조치들을 취할 수 있다. CCTV와 같은 다른 영상 정보에 활용하여 해당 공간 사람들에게 위험도를 알릴 수 있다. 이는 코로나 감염 예방에 도움이 된다. 다른 코로나 관련 개발 또는 연구에도 활용 가능하여 코로나 사태 예방에 기여할 수 있다.

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.

6. 참고문헌

- [1] CDC(Centers for Disease Control and Prevention) : 질병 예방 - 전파 경로
- [2] Yuhong Li, Xiaofan Zhang, Deming Chen 저, CSRNet: Dilated Convolutional Neural Networks for Understanding the Highly Congested Scenes
- [3] PULKIT SHARMA
- [4] Mahdi Rezaei, Mohsen Azarmi 저, DeepSOCIAL: Social Distancing Monitoring and Infection Risk Assessment in COVID-19 Pandemic
- [5] KCDC, 사회적 거리 두기
- [6] US CDC, Social Distancing
- [7] Goscé, L., Barton, D. & Johansson, A. "Analytical modelling of the Spread of Disease in Confined and Crowded Spaces."
- [8] Cooper, Ian et al. "A SIR model assumption for the spread of COVID-19 in different communities."
- [9] Martin Szummer and Rosalind W Picard. "IndoorOutdoor Image Classification"
- [10] SUN397 Scene benchmark
- [11] The INDECS Database
- [11] Analysis of COVID-19 spread in South Korea using the SIR model with time-dependent parameters and deep learning. Hyeontae Jo, Hwijae Son, Se Young Jung, Hyung Ju Hwang.
- [12] "Coronavirus disease (COVID-19) pandemic", World Health Organization, 2020
- [13] "코로나바이러스감염증 19(COVID-19)-국내발생현황", 중앙방역대책본부, 2020
- [14] "생활 속 거리 두기-기본수칙", 중앙사고수습본부, 2020
- [15] "Social Distancing - Keep a Safe Distance to Slow the Spread", Centers for Disease Control and Prevention, 2020
- [16] Goscé, L., Barton, D. & Johansson, A, "Analytical modelling of the Spread of Disease in Confined and Crowded Spaces." Sci Rep 4, 4856, 2014
- [17] VictorLin, YOLOv3_mask_detect, 2020
(https://github.com/VictorLin000/YOLOv3_mask_detect)
- [18] Joseph Chet Redmon, Darknet: Open Source Neural Networks in C, 2016
- [19] Zhou et al, "Places: A 10 million Image Database for Scene Recognition", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017