

## ANOMALY DETECTION

본 연구에서는 기존에 적극적으로 사용되고있지 않던 CCTV를 기반으로 이상 주행을 탐지하여 즉시 알리는 시스템을 제안한다. 본 연구의 이상주행탐지 모델은 고속도로 CCTV의 공간간적인 정보를 한 번에 처리할 수 있는 Convolutional LSTM 이다. 대부분 정상주행인 데이터를 학습하여 정상주행의 분포만을 학습한 모델에 세 개의 프레임들 입력받아 50개 이후의 프레임들을 예측하고, 예측한 프레임과 실제 프레임과의 오차를 이용하여 이상주행을 탐지할 수 있다.

## 1. BACKGROUND

1.7%

전체 교통사고 건수 대비 사망자 비율

고속도로에서의 사고는 그 규모가 일반적인 도로에서보다 심각하기 때문에 현재 고속도로 전 지역에 CCTV를 설치하여 사고를 비롯한 이상상황을 관리하고 있다. 그러나 CCTV 화면을 관찰하여 이상을 탐지하는 것은 사람의 일이고 이상 상황을 탐지하여 위험 상황을 예방하기보다는, 주로 사고 이후의 상황을 증명 및 관리하기 위한 자료로 활용되고 있다.



6.1%

고속도로 교통사고 건수 대비 사망자 비율

이를 해결하기 위해 최근에는 지능형 CCTV를 활용하여 이상탐지가 이루어지고 있으나, 설치에 있어서 추가적인 비용이 필요하고 설치된 좁은 구역에 한해서만 영상 분석을 진행할 수 있다는 한계가 있다. 본 연구는 이미 설치되어있는 CCTV 데이터를 활용하여 이상 주행을 탐지하는 모델을 제안한다.

## 2. OUR MODEL SELECTION

사물탐지  
(Object  
Detection)

검출 객체 크기/데이터의 품질에 영향을 많이 받음  
연구에서 사용할 CCTV 데이터에 적합하지 않음

광학흐름  
(Optical  
flow)

과거 데이터 정보를 입력으로  
시간의 흐름에 따른 움직임을  
반영해 미래해 데이터 형성

생성 모델  
(Generative)

연구의 목적은 실시간으로  
제공되는 CCTV 영상에서  
이상주행을 판단하는 것이므로,  
빠른 테스트 시간이 중요

사용하는 데이터에 맞게 모델  
복잡도를 조정하기 용이

6.

## CONCLUSION

본 연구는 Convolutional LSTM을 기반으로 하여 이상주행을 탐지하는 모델을 생성

데이터의 연속적인 정보를 담을 수 있는 LSTM과 데이터의 공간적인 특징을 학습하는 CNN을 따로 학습시키는 기존 방법

→Convolutional LSTM을 통해 시공간 데이터를 효율적인 방법으로 학습 및 예측 가능

모델이 예측한 프레임과, 실제 프레임의 차이로 이상 여부를 판별

이상수치는 이상주행 영상에 대해서 1과 가까운 수치를 보이며, 검증데이터에 대해 이상주행 여부를 잘 구분

## SIGNIFICANCE

다양한 도로유형에 통일되게 적용할 수 있는 하나의 모델을 만들었다는 점에서의 의의

기존에 실시되었던 동영상에 대한 이상탐지는 UCSD와 같이 배경은 고정되어있고, 배경 안의 객체들만 변화하는 데이터셋을 활용

(동일한 환경에서는 이상탐지를 우수하게 실시할 수 있으나, 다양한 패턴의 데이터에는 모델을 활용하지 못함을 의미)

→비지도학습을 기반으로 접근하여 다양한 유형의 정상 데이터를 학습시켰고, 다양한 패턴의 데이터를 판별할 수 있는 이상수치를 도출해서 확장성을 가진

지도학습 기반의 방식은 학습된 라벨 외의 데이터가 입력되면 이상행동일지라도 검출하지 못할 수 있는 한계가 있음

→비지도학습으로 보완

## LIMITATION AND IMPROVEMENTS

본 연구에서 사용한 고속도로 CCTV는 영상 분석을 위한 것이 아니기 때문에, 품질이 좋지 않음(낮은 화소, 적절하지 않은 도로와의 거리, 카메라 렌즈에 찬 습기로 인한 흐려짐 등) +영상 위에 입력된 글자정보

→ 이상탐지 모델이 집중해야할 자동차 등의 객체를 충분히 학습하지 못한 것으로 보임

인프라가 구축되어있는 기존 CCTV를 더욱 효율적으로 활용하기 위한 방법으로는 저화질 데이터를 고화질로 변환하는 Super Resolution 등의 연구, 물체를 잘 인식하기 위해서 글씨 정보를 입력되지 않은 원본 영상을 학습하는 방법 등으로 앞서 언급한 한계점을 보완

연구에서 수집한 이상주행 영상에 해당하는 검증데이터로는 다양한 상황에서의 이상주행을 검증하기가 쉽지 않았음

→ 추가적인 이상주행 영상 수집 후, 모델에 대한 엄밀한 검증이 가능할 것

## EXPECTED EFFECT

이미 설치된 CCTV에 대해 실시간 이상탐지가 가능 - 현재 상황에 대한 즉각적인 이상 탐지를 통해 사전 예방과 사건에 대한 신고가 이루어지기 전에 먼저 상황을 파악하고 대처하는 데에 큰 도움이 될 것

또한 기존에 설치되어 있는 CCTV 영상 데이터를 활용하여 이상을 탐지하는 방식으로 작동하기 때문에 추가적인 설비나 비용에 대한 부담이 없고, 이미 곳곳에 설치되어 있는 CCTV를 활용하여 감시 영역에서의 손실 방지 가능

제안된 모델은 이상탐지가 필요한 다양한 분야에 폭넓게 적용 가능 - 추가적인 장비 도입없이 CCTV 영상 데이터를 활용하여 배경과 객체에 대한 학습이 가능하기 때문. 본 연구에서 중점적으로 다룬 이상주행 탐지뿐 아니라, 마트에서의 절도행위, 보육 기관에서 영유아의 이상행동 등의 다양한 이상상황을 탐지 가능

## DATA

3.

국토교통부교통정보공개서비스  
실시간 고속도로 CCTV 영상을  
API를 통해 수집

하나의 영상은 20초 정도의 길이

약 2500개의 CCTV 영상을 총 3  
번에 걸쳐 수집

시간에 따른 밝기를 고려하기  
위해 11시, 15시, 17시에  
수집(저녁시간의 영상은 본  
연구에서 다루지 않음)

수집 후 영상 판별하여  
훈련데이터에서 제외하는 경우

1) 영상에 이상주행이 포함(이후  
이상탐지 여부 검증시 사용)

2) 휴게소, 톨게이트, 터널,  
출입점터와 같이 일반 도로와  
주행 패턴이 다름

3) 안개 혹은 이물질로 인해  
CCTV 품질이 저하되는 경우

영상의 크기(는 원래 (320, 240)  
모델링의 용이성을 위해 (256,  
256) 으로 변경

빠른 분석을 위해 RGB  
채널정보를 없애고 명암 정보만  
남겨서 사용

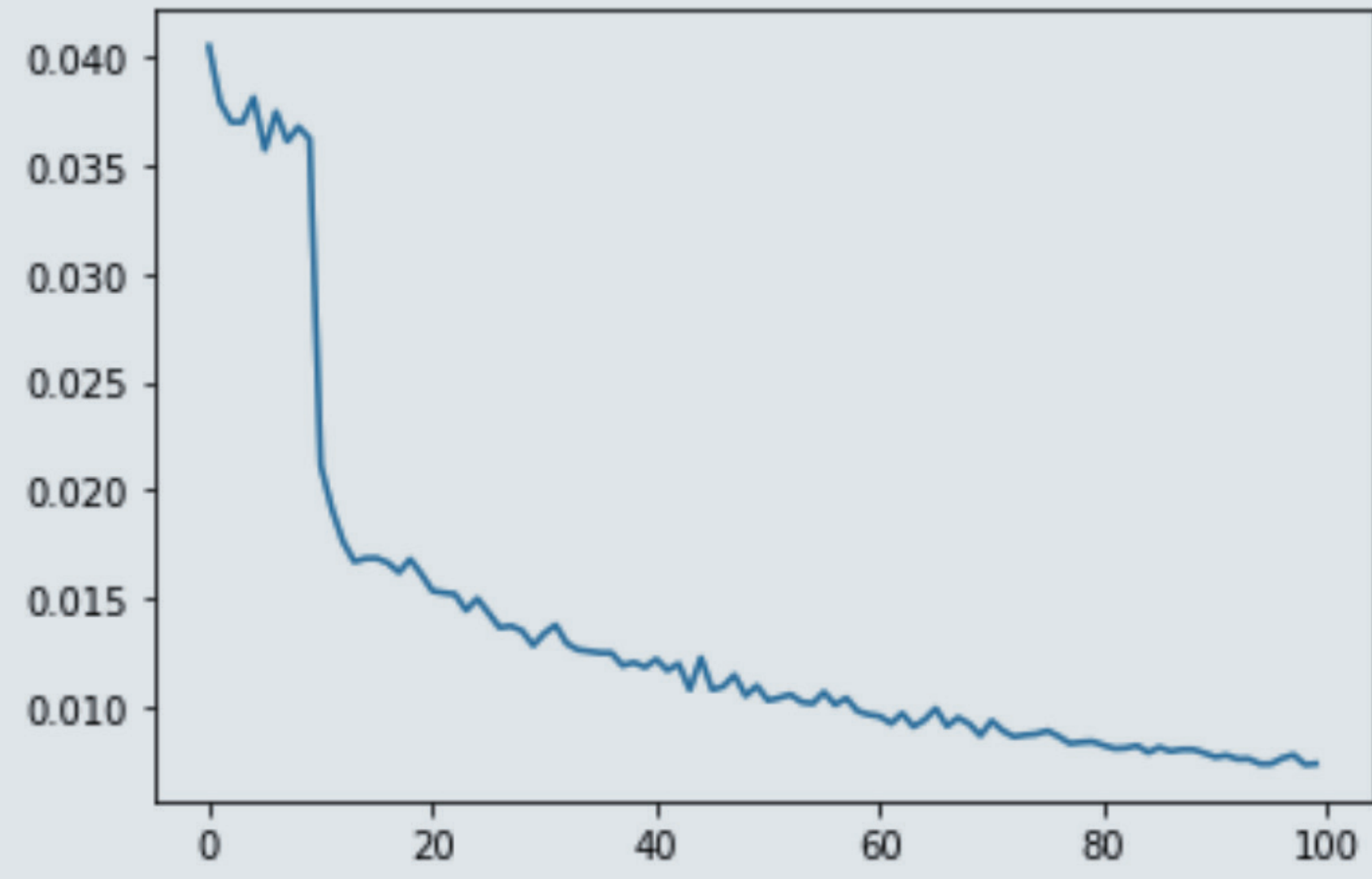
## LEARNING

4.

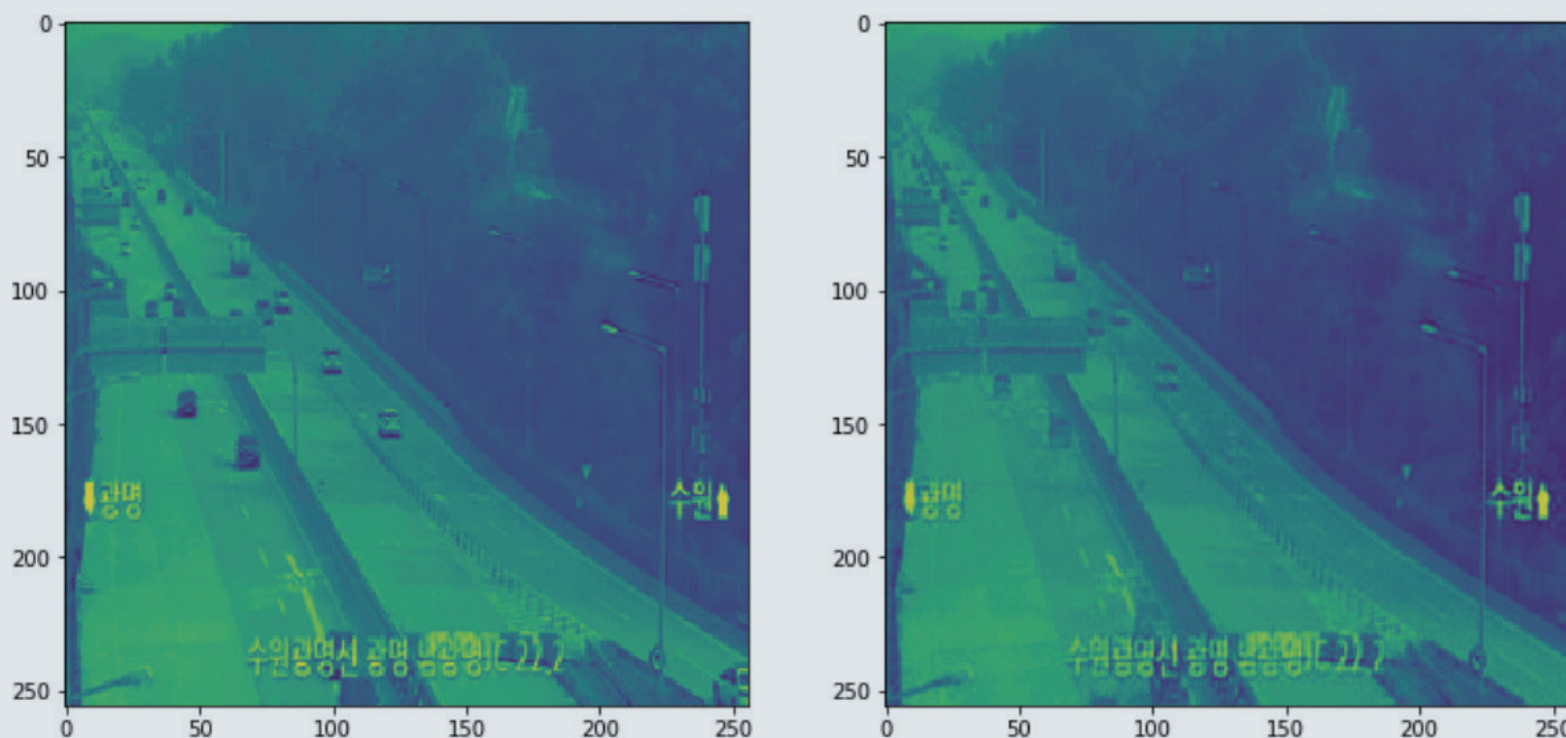
총 10000번의 반복과정(iterations)을 거쳐 학습을 진행, 학습률 0.001의 Adam 옵티마이저를 사용, 예측-실제 프레임의 Mean Squared Error(MSE)를 오차함수로 설정

학습 종료 시 약 0.002의 MSE를 보였고,  
이는 학습이 성공적으로 진행됐음을 의미

〈학습 진행에 따른 MSE 그래프〉



〈실제 프레임(왼쪽)과 예측 프레임(오른쪽)〉



## ANOMALY DETECTION

5.

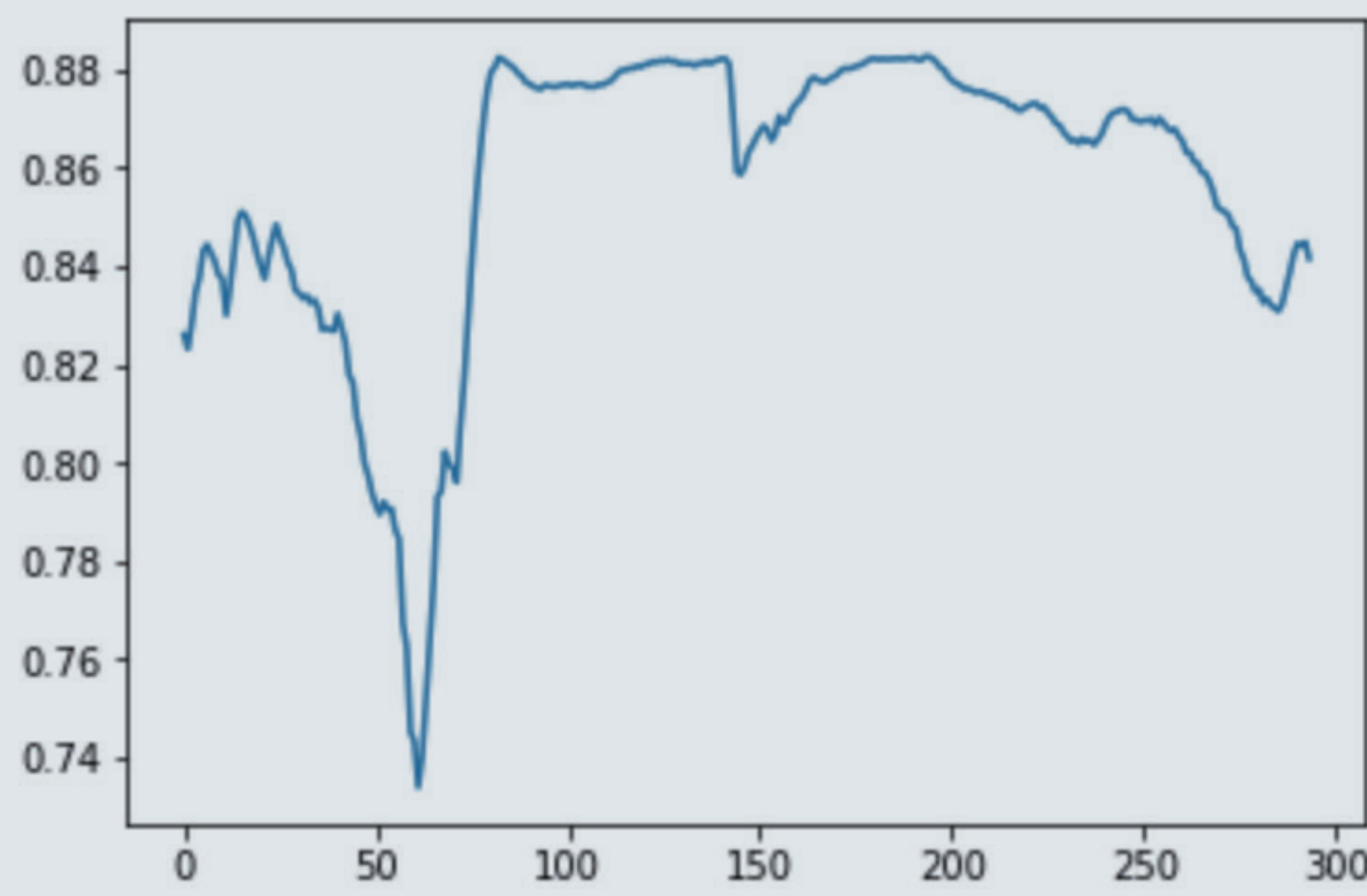
생성모델의 이상탐지는 예측된 프레임과 실제 프레임의 MSE를 통해 판별. 정상데이터만을 학습했기 때문에, 모델이 예측한 결과는 일반적으로 나타나는 패턴이고, 이와 다른 경우 이상 현상으로 판별한다는 함의를 가지고 있다.

$$1. \quad l(t) = \frac{1}{N} ||F_t^R - F_t||_2$$

$$2. \quad s(t) = 1 - \frac{l(t) - \min_t l(t)}{\max_t l(t) - \min_t l(t)}$$

수식 1은 t시점에서 예측된(reconstructed) 프레임 (R\*\*R)과 실제 프레임 (R)의 MSE를 의미  
수식1에서 구한 오차를 수식 2와 같이 정규화 시켜 0~1 사이로 이상수치를 표현  
이상수치 s(t)는 이상 패턴의 경우 1에 가까운 수치를 보일 것이라면,  
정상 패턴의 경우 0에 가까운 수치를 보일 것임

〈이상주행 영상에 대한 이상수치 도표〉



〈이상주행 사진〉



차로에 진입한 트럭이 추전을 하고 있는 이상주행 프레임  
해당 프레임에 대해 모델은 1에 가까운 이상수치를 보이고 있으며  
이는 실제 이상주행 영상을 정확히 예측했음을 의미