

R-CNN에 기반한 블랙 스크린의 위치 추정

김성진
(주)리드텍
sjkim@leadtech21.com

Position Estimation of Black Screen Using R-CNN

Sung-jin Kim
LEADTECH Co., Ltd

요 약

블랙 스크린은 비디오 월 컨트롤러의 멀티스크린에 정상적인 영상이 아닌 블랙 스크린이 표출되는 현상이다. 비디오 월 컨트롤러에서 블랙 스크린이 발생하는 빈도는 높지 않지만, 운용 중에 발생하게 되면 모니터링 업무를 수행할 수 없게 되므로 치명적인 오류라고 할 수 있다. 따라서 블랙 스크린을 감지하기 위한 시스템이 개발되고 있지만, 거짓 양성(양성)의 비율이 높고 블랙 스크린이 발생한 위치를 추정하지 못하는 단점이 있다. 이에 본 논문에서는 R-CNN을 이용하여 감지 성능을 향상시키고 블랙 스크린이 발생한 위치를 추정하는 모델을 제안한다.

1. 서론

블랙 스크린은 비디오 월 컨트롤러의 멀티스크린에 정상적인 영상이 아닌 블랙 스크린이 표출되는 현상이다. 비디오 월 컨트롤러에서 블랙 스크린이 발생하는 빈도는 높지 않지만, 운용 중에 발생하게 되면 모니터링 업무를 수행할 수 없게 되므로 치명적인 오류라고 할 수 있으며 시스템의 신뢰도를 저하시킨다. 따라서 블랙 스크린을 감지하고 이에 대응할 수 있는 시스템의 개발이 이루어지고 있다.[1][2] 그 중에서도 [2]는 컨볼루션 신경망(Convolutional Neural Network)을 이용하여 블랙 스크린의 발생 여부를 감지하는 모델을 제안하고 있다. 이 모델은 멀티스크린의 전체 화면의 이미지로 블랙 스크린을 감지하고 있으므로 그림 1과 같이 블랙 색상의 비율이 높은 이미지를 블랙 스크린으로 오감지하는 거짓 양성(False Positive) 오류가 빈번히 발생한다.



(그림 1) 거짓 양성 오류가 발생한 샘플 이미지

또한 이 모델은 블랙 스크린의 감지 여부만을 운전자에게 통지하므로 블랙 스크린이 발생한 위치는 운영자가 직접 확인해야만 한다. 따라서 멀티스크린의 모니터 개수가 48면 이상의 대규모 시스템에서는 신속한 대응이 어려울 수도 있다. 이에 본 논문에서는 R-CNN을 이용하여 거짓 양성(양성)의 비율을 줄이고 블랙 스크린이 발생한 위치를 추정하는 모델을 제안한다.

2. 관련 연구

R-CNN(Region-based Convolutional Neural Networks) 기반의 탐지 기법은 2014년 Ross Girshick et al. [3]에 의해 개발되었다. R-CNN은 4개의 모듈로 구성된다. 우선 ROI(Region of Interest) 추출 모듈은 Selective Search 알고리즘을 이용하여 입력 이미지를 스캔하고 객체(Object)를 포함하고 있는 영역을 검색한다. 다음으로 특징(Feature) 추출 모듈은 컨볼루션 신경망을 이용하여 검색된 영역에서 특징을 추출한다. 다음으로 분류(Classification) 모듈은 이전 단계에서 추출된 특징을 이용하여 후보 객체를 분류한다. 마지막으로 로컬라이제이션(Localization) 모듈은 바운딩 박스 회귀자(Regressor)라고도 하며 객체를 둘러싸는 바운딩 박스의 위치와 크기를 추정한다.

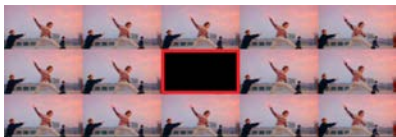
3. 제안 방법

블랙 스크린 위치 추정 모델은 R-CNN의 아키텍처를 변형하여 블랙 스크린의 위치를 추정한다. 블랙 스크린은 그림 2와 같이 일반적인 객체 탐지(Object Detection)의 객체와는 달리 사각형 모양의 정형적인 형태를 가지며 크기의 제약이 있다.



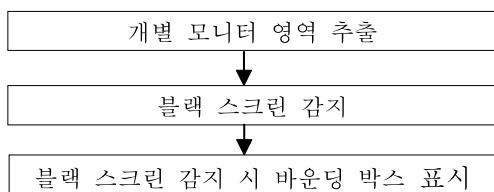
(그림 2) 블랙 스크린의 형태와 크기

블랙 스크린은 특정 크기에서만 발생하는 것이 일반적이다. 이러한 블랙 스크린의 형태와 크기의 제약을 이용하여 R-CNN의 구조를 단순화 한다. 우선 후보 영역 추출은 Selective Search 알고리즘을 사용하지 않고 개별 모니터 영역을 후보 영역으로 사용한다. 또한 로컬라이제이션은 회귀자 대신 그림 3과 같이 블랙 스크린이 발생한 모니터의 영역을 계산하여 바운딩 박스를 표시하도록 처리한다.



(그림 3) 블랙 스크린을 감지한 예

이 과정을 순서도로 나타내면 그림 4와 같다.



(그림 4) 블랙 스크린 위치 추정의 순서도

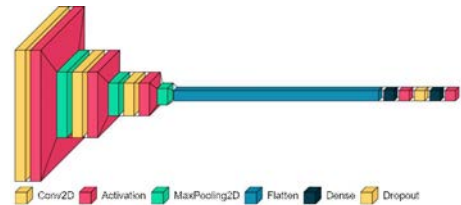
우선 멀티스크린의 전체 화면을 캡처하고 전체 화면 이미지에서 개별 모니터 영역의 이미지를 추출한다. 이를 컨볼루션 신경망에 전달하여 블랙 스크린의 발생 여부를 감지한 후 블랙 스크린이 감지되면 해당 영역을 바운딩 박스로 표시한다. 그림 5와 같이 블랙 스크린이 여러 모니터에 걸쳐서 발생하거나 모니터의 일부 영역에 블랙 스크린이 발생한 경

우에도 후보 영역을 모니터 사이즈보다 작은 크기로 설정한다면 충분히 감지할 수 있다.



(그림 5) 블랙 스크린이 여러 모니터에 발생한 사례

분류 모듈은 그림 6과 같은 아키텍처를 갖는 컨볼루션 신경망을 이용한다.[2] 입력으로 주어지는 이미지의 크기는 64x64이다. 특징 추출부는 컨볼루션 레이어와 풀링 레이어로 구성하고 컨볼루션 레이어의 활성화 함수는 ReLU를 사용한다. 분류부는 완전 연결 레이어를 사용하고 출력 레이어의 활성화 함수는 소프트맥스 함수를 사용하여 정상과 블랙 스크린 발생에 대한 확률을 출력한다. 또한 오버피팅 방지를 위해 드롭아웃을 사용한다.



(그림 6) 모델 아키텍처

분류 모듈의 훈련에 사용하는 이미지 데이터는 정상적인 이미지와 블랙 스크린이 발생한 이미지이다. 정상적인 이미지는 비디오 월 컨트롤러의 운용 중에 수집한다. 운용 중에 블랙 스크린이 발생하는 빈도는 낮기 때문에 블랙 스크린이 발생한 이미지는 3가지 단계로 수집한다.[1] 먼저, 멀티스크린에 표출 중인 영상에서 오류가 발생하도록 비디오 월 컨트롤러를 제어하여 블랙 스크린을 인위적으로 표출한 후 이미지 데이터를 수집한다. 다음으로, 인위적으로 수집한 소량의 이미지 데이터로 DCGAN(Deep Convolutional Generative Adversarial Network)[4]을 훈련한다. 마지막으로, DCGAN의 생성자(generator)로 나머지 데이터 셋을 생성한다.

4. 실험 및 결과

본 논문에서 제안한 R-CNN 기반의 모델과 [2]

에서 제안된 컨볼루션 신경망 기반의 모델을 비교하기 위해 3가지 실험을 진행하였다. 우선 정상적인 이미지와 블랙 스크린이 발생한 이미지로 테스트 데이터 셋을 구성하고 정확도를 측정하였다. 이 데이터 셋을 데이터 셋1이라고 한다. 다음으로 그림 1과 같이 블랙 색상의 비율이 높은 정상적인 이미지만으로 테스트 데이터 셋을 구성하여 정확도를 측정하였다. 이 데이터 셋을 데이터 셋2라고 한다. 마지막으로 각 모델의 평균 처리 시간을 측정하였다. 실험에 사용한 비디오 월 컨트롤러는 2단 3열의 UHD(3840x2160) 모니터로 구성된 시스템이며 전체 해상도는 11520x4320이다. 500개의 정상적인 이미지와 500개의 블랙 스크린이 발생한 이미지를 사용하여 두 모델의 정확도를 측정하고 그 결과를 표 1에 나타내었다.

<표 1> 데이터 셋1에 대한 정확도

| 모델 | 정확도(%) |
|----------|--------|
| 컨볼루션 신경망 | 96.90 |
| R-CNN 기반 | 100.00 |

다음으로 블랙 색상의 비율이 높은 정상적인 이미지 1000개를 사용하여 두 모델의 정확도를 측정하고 그 결과를 표 2에 나타내었다. [2]의 모델은 멀티스크린의 전체 화면의 이미지를 사용하여 블랙 스크린을 감지하고 있으므로 블랙 색상의 비율이 높은 이미지에 대해 거짓 양성 오류가 빈번히 발생하였다. 한편 R-CNN 기반의 모델은 전체 화면의 이미지를 개별 영역으로 분할하여 처리하고 있으므로 거짓 양성 오류가 현저히 감소하였다.

<표 2> 데이터 셋2에 대한 정확도

| 모델 | 정확도(%) |
|----------|--------|
| 컨볼루션 신경망 | 0.05 |
| R-CNN 기반 | 99.89 |

마지막으로 1000개의 이미지에 대한 처리 시간을 측정하고 평균 처리 시간을 표 3에 나타내었다.

<표 3> 평균 처리 시간

| 모델 | 평균 처리 시간(초) |
|----------|-------------|
| 컨볼루션 신경망 | 0.11 |
| R-CNN 기반 | 0.57 |

예상한 대로 R-CNN 기반의 모델이 컨볼루션 신

경망 기반의 모델에 비해 보다 많은 시간이 소요되었다. 하지만 한 번의 처리에 있어서 0.57초라는 시간은 비디오 월 컨트롤러 운용 시에 블랙 스크린을 감지하는 작업에 있어서는 충분히 활용할 수 있는 수준이라고 생각된다.

5. 결론

본 논문에서는 R-CNN을 이용하여 거짓 양성의 비율을 줄이고 블랙 스크린이 발생한 위치를 추정하는 모델을 제안하였다. 블랙 스크린의 형태와 크기의 제약을 이용하여 R-CNN의 아키텍처를 변형하였고 개별 모니터 영역의 이미지를 컨볼루션 신경망에 전달하여 블랙 스크린의 발생 여부를 감지한 후 바운딩 박스를 표시하였다. 전체 화면의 이미지를 개별 영역으로 분할하여 처리함으로써 처리 속도는 느려졌지만, 거짓 양성의 비율이 현저히 감소하였고 블랙 스크린이 발생한 위치를 운영자에게 통지할 수 있는 장점이 있으므로 장애 대응의 효율성이 향상될 것으로 기대된다.

참고문헌

[1] 김성진, “비디오 월 컨트롤러의 블랙 스크린 감지를 위한 데이터셋 생성”, 한국정보통신학회 2021년 추계 종합학술대회, 2021, 521-523.
 [2] 김성진, “컨볼루션 신경망에 기반한 비디오 월 컨트롤러의 블랙 스크린 감지”, 한국정보통신학회 2021년 추계 종합학술대회, 2021, 524-526.
 [3] Ross Girshick, Jeff Donahue, Trevor Darrell, and Jitendra Malik, “Rich Feature Hierarchies for Accurate Object Detection and Semantic Segmentation,” 2014, <http://arxiv.org/abs/1311.2524>.
 [4] Alec Radford, Luke Metz, and Soumith Chintala, “Unsupervised Representation Learning with Deep Convolutional Generative Adversarial Networks,” 2016, <http://arxiv.org/abs/1511.06434>.