



카메라 적외선 기능 불량개소 자동 적출

CCTV 고장 실시간 감지모델



CONTENTS

CCTV 고장 실시간 감지모델

Chapter 1 ◆ 추진배경

Chapter 2 ◆ 과제개요

Chapter 3 ◆ 추진내용

- 과제분석
- 데이터취득
- 전처리
- 모델링

Chapter 4 ◆ 기대효과

- 정량적효과
- 정성적효과

Chapter 5 ◆ 향후계획

추진 배경

01 CCTV 영상 데이터 점검 및 판독에 많은 시간 소요

02 카메라 설치 개소 확대에 따라, 실시간 자동점검 방안 마련 필요

◆ 인천본부 운영 현황

No	사업소명	변전소 수	카메라 수	비고
1	직할	14	307	회전형, 고정형, 적외선형
2	부평전력지사	19	325	
3	시흥전력지사	20	328	
4	김포전력지사	12	225	
합계		65	1,185	

추진 배경



실시간 점검 툴 부재



담당자 판단 오류로 인한
불량개소 미적출

점검 측면

현행 CCTV 불량 적출의 문제점

관리 측면



CCTV 불량 영상
판별 소요시간 과다



카메라 설치 개소 확대

과제개요

딥러닝 학습을 통해 변전소 CCTV 촬영영상을 분석하고
카메라의 적외선 기능 불량개소를 자동으로 적출하는 인공지능(AI) 모델 개발



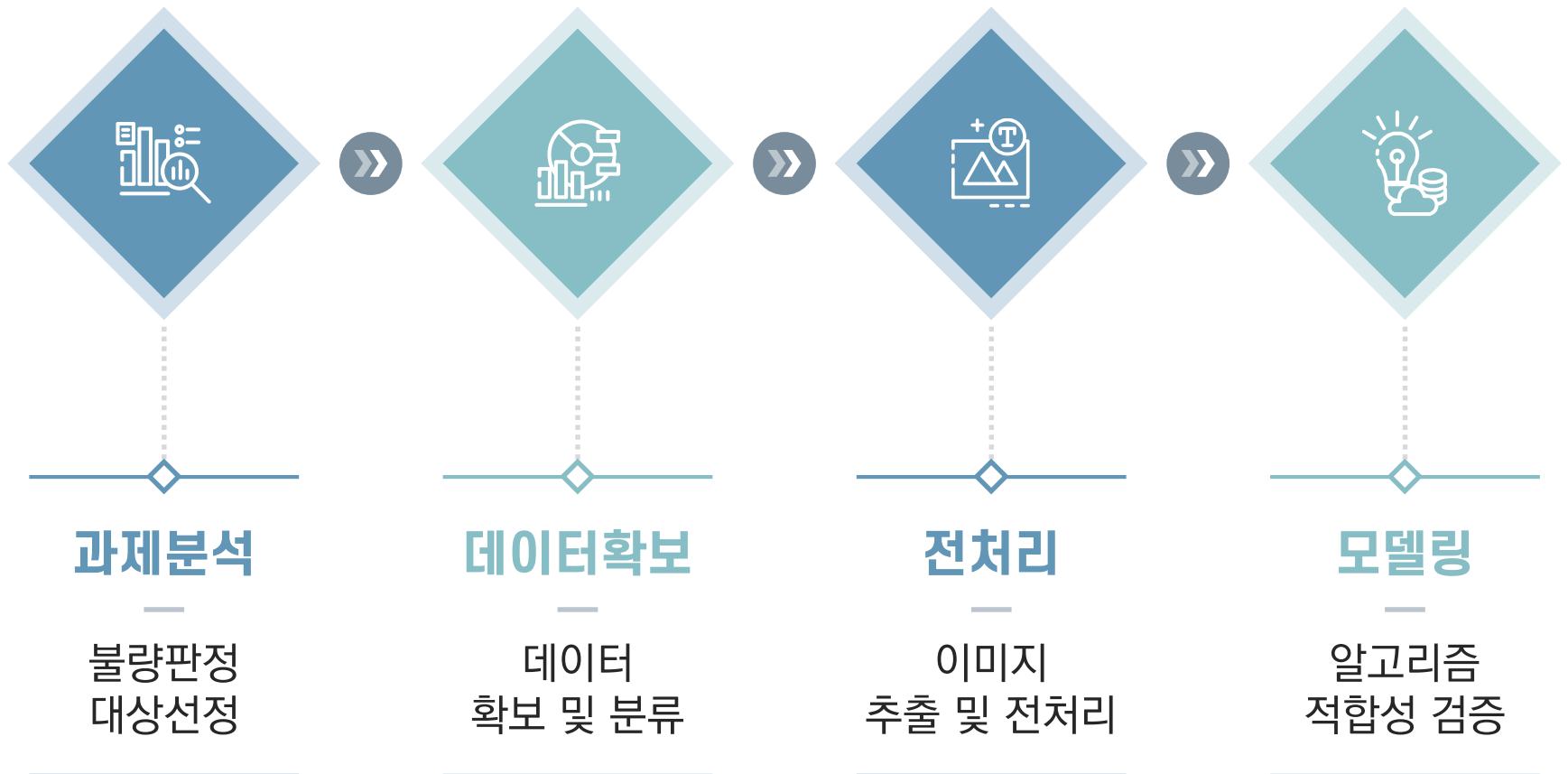
◆ **성과목표(KPI)** | CCTV 적외선 기능 불량 개소 적출률

불량 적출률 ↑ CCTV 자동적출 AI 모델로 불량개소 적출률 향상

점검 시간 ↓ 자동적출을 통한 업무효율 향상 및 예산절감

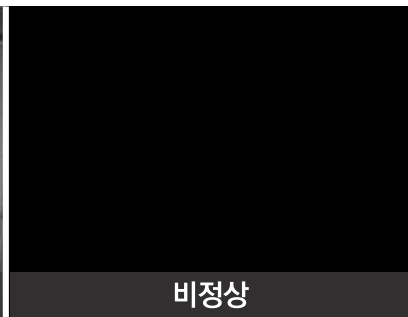
◆ **분석도구** | Python (분석환경 : 빅데이터통합플랫폼(Hub-Pop) & 노트북)

추진내용 순서

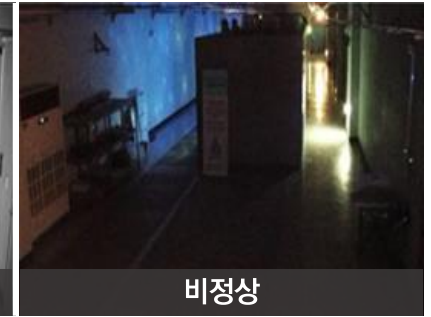


선정 사유

카메라 화면 불량



적외선 기능만 장애



화면 불량

선정 여부

사유



블랙필터 수 카운터
단순코딩 처리 가능

적외선 불량

선정 여부

사유



정상/비정상으로
직관적 불량판정이 가능

팬틸트 및 녹화영상 불량

선정 여부

사유



CCTV 화면 외
추가 자료 필요

데이터 취득

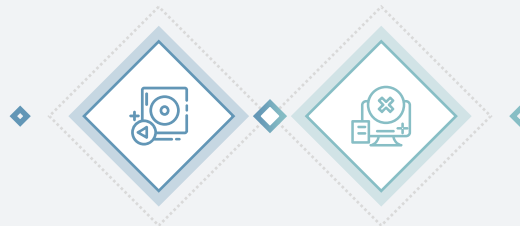
화상감시 시스템

데이터명 영상		데이터명 사진	
수집 항목	적외선 CCTV 감시 촬영 영상	수집 항목	정상 이미지 / 불량 이미지
데이터수 (규모)	약 300건 (약 5GB)	데이터수 (규모)	약 1,200건

문 제 점

정상 이미지 대비 비정상 이미지의 수량이 현저히 부족함

적외선 카메라 On/OFF 조작으로
비정상 영상 추가 확보

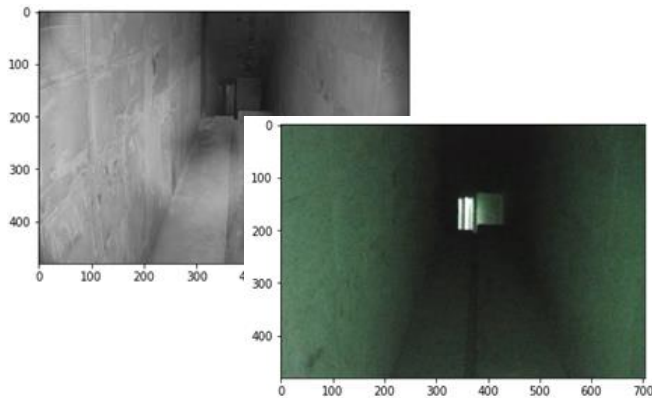


CCTV 불량 영상 확보를 위해
소요 시간 과다 발생

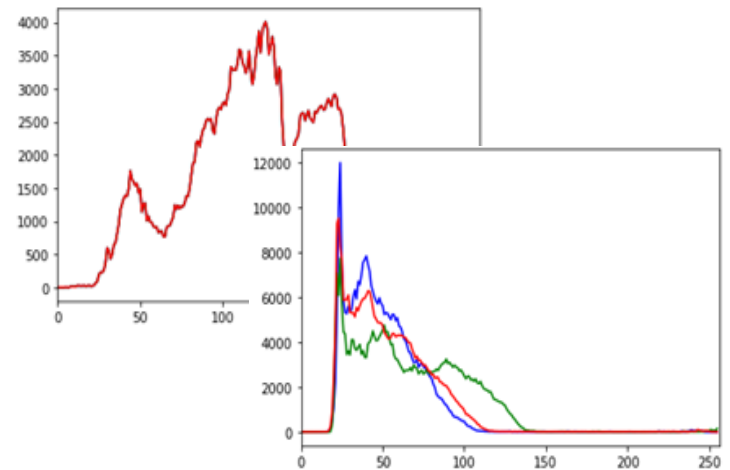
전처리

CCTV 녹화영상 파일(.MPEG)에서 사진 추출 ➔ RGB 히스토그램으로 표현

영상 추출



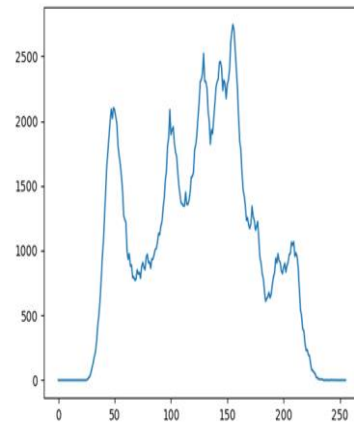
RGB히스토그램 변환



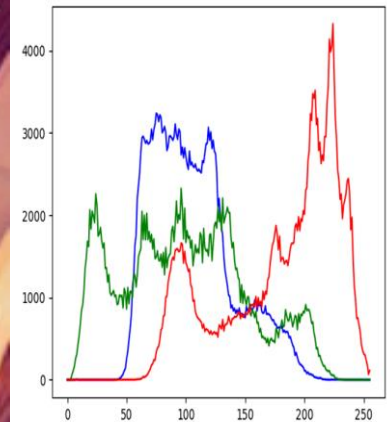
RGB히스토그램이란?

각 색상 요소별(Red, Green, Blue) 값들의 누적 분포 그래프

흑백 영상 히스토그램



컬러 영상 히스토그램



히스토그램 변환 예시 1

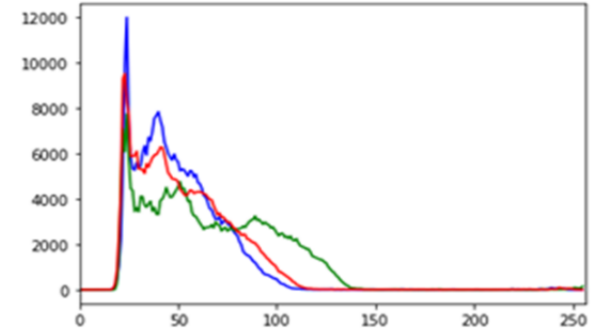
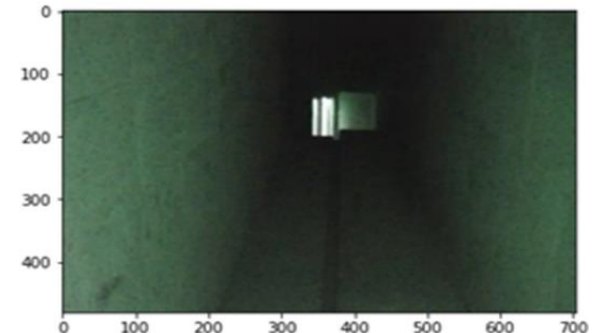
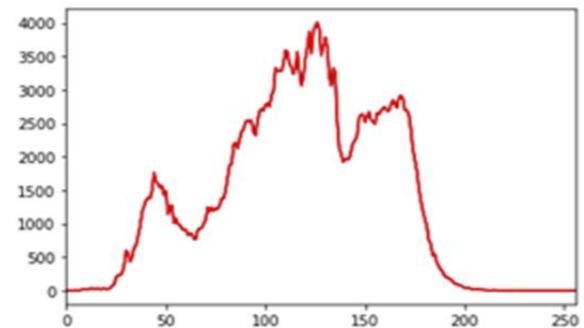
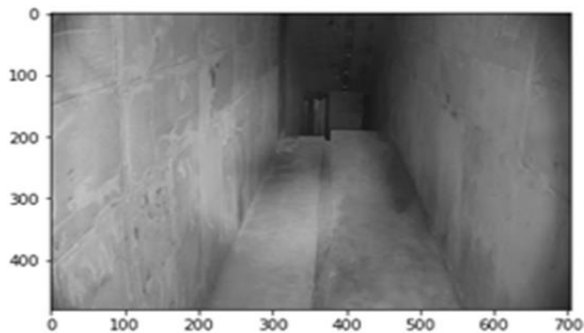
적외선 기능 정상/비정상 시 RGB히스토그램 변화가 확연

정상

비정상

카메라
화면
1

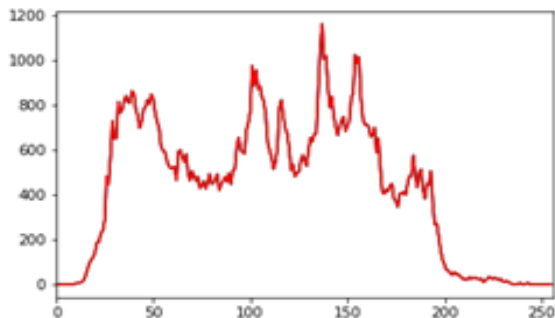
RGB
히스토그램
변환
1



히스토그램 변환 예시 2

육안으로 정상/비정상 구분 어려운 영상도 히스토그램 전처리시 확연한 차이 보임

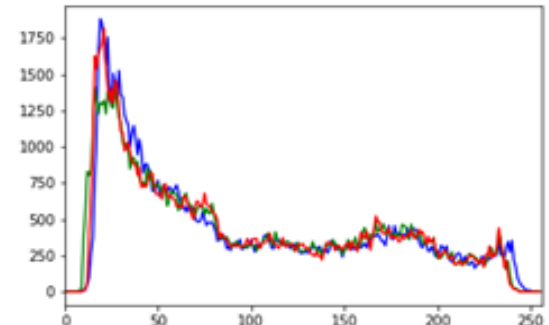
정상



카메라
화면
2

RGB
히스토그램
변환
2

비정상



모델링

알고리즘 탐지 순서

Step 1

CCTV 영상선별

적외선 기능 비정상
화면이 있는 영상 확보



Step 2

CCTV 영상 추출

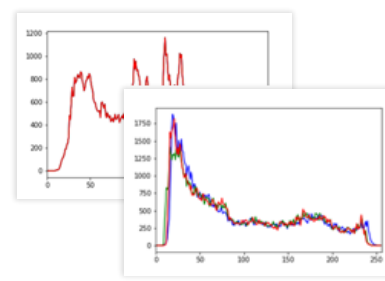
이미지 추출 모델을 통해
선별된 영상의
정상/비정상 이미지 추출

- lr_갈산#01_false.png
- lr_갈산#01_true.png
- lr_갈산#13_false.png
- lr_갈산#13_true.png
- lr_갈산#20_false.png
- lr_갈산#20_true.png
- lr_갈산#21_false.png
- lr_갈산#21_true.png
- lr_갈산#22_false.png

Step 3

RGB 히스토그램 변환

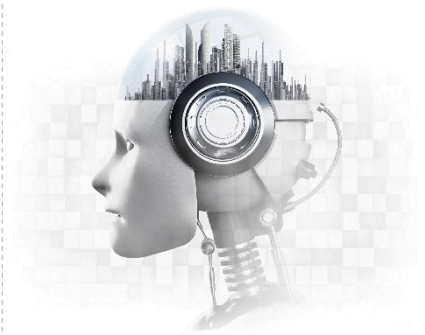
RGB 히스토그램 변환을 통해
정상/비정상으로 라벨링



Step 4

판별

딥러닝 판별을 통해
CCTV 고장 실시간 탐지



모델링

이미지 분석 알고리즘 비교

#MODEL 1

Alex-Net

특징	최초의 CNN 사용 모델 ILSVRC 우승 모델 Relu 등 효율적 학습기법 제안
장점	병렬 GPU구조로 학습속도 향상 적은 샘플로 많은 데이터 확보
단점	다양한 데이터 기대 어려움 후속모델에 비해 깊지 않음

#MODEL 2

VGG-Net

특징	분류(Classification)에 적합 이미지 분류 분야에서 많이 사용
장점	빠른 학습속도 다양한 분류모델 중 가장 가볍고 높은 분류성능 보장
단점	객체가 여러 개 일 때 탐지하기 어려움

#MODEL 3

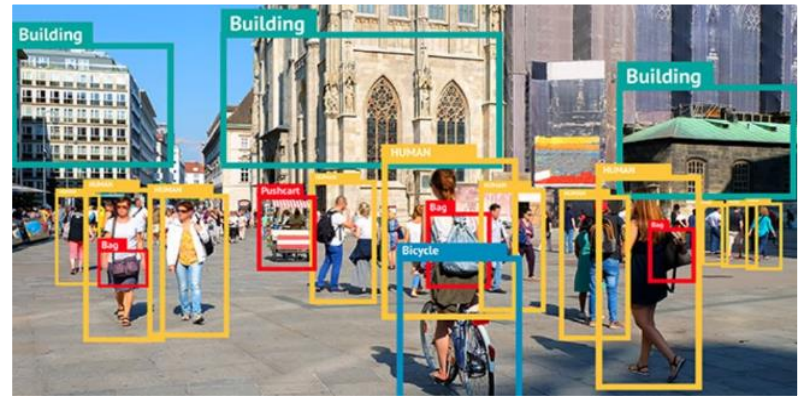
Res-Net

특징	범용성 높음 152개의 깊은 네트워크 깊은 네트워크의 최적화 제안
장점	이미지 분류, 생성 등 활용 다양화 VGG대비 안정적인 학습 가능
단점	깊은 레이어에 따른 계산량 증가 VGG 대비 오버피팅 확률 높음

모델링

이미지 분석 모델인 YOLO를 쓰지 않은 이유

YOLO (v3)	특징	장점	단점
	객체탐지(Detection)에 적합 객체의 특징을 학습하여 위치를 찾음과 동시에 분류	객체가 많아도 탐지 가능	복잡한 라벨링 객체 별로 많은 라벨(Label) 필요 (각 개체별로 사각박스 생성)



결론

라벨링이 복잡하고 상대적으로 학습속도가 낮아 채택하지 않음

모델링

이미지 분석 알고리즘 별 학습 정확도 비교



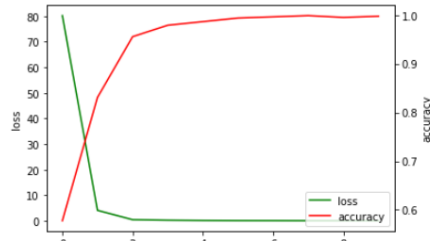
모델 학습
화면



모델 학습
그래프

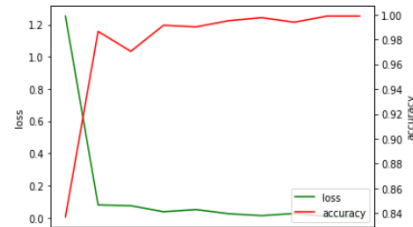
VGG-Net

```
Epoch 1/10
25/25 [=====] - 513s 20s/step - loss: 234.8824 - accuracy: 0.4895
Epoch 2/10
25/25 [=====] - 520s 20s/step - loss: 10.9428 - accuracy: 0.5721
Epoch 3/10
25/25 [=====] - 514s 20s/step - loss: 0.7357 - accuracy: 0.8545
Epoch 4/10
25/25 [=====] - 520s 20s/step - loss: 0.3775 - accuracy: 0.8669
Epoch 5/10
25/25 [=====] - 514s 20s/step - loss: 0.1581 - accuracy: 0.9496
Epoch 6/10
25/25 [=====] - 515s 20s/step - loss: 0.1308 - accuracy: 0.9700
Epoch 7/10
25/25 [=====] - 514s 20s/step - loss: 0.0550 - accuracy: 0.9920
Epoch 8/10
25/25 [=====] - 399s 15s/step - loss: 0.0607 - accuracy: 0.9911
Epoch 9/10
25/25 [=====]
Epoch 10/10
25/25 [=====] accuracy: 0.9946
```



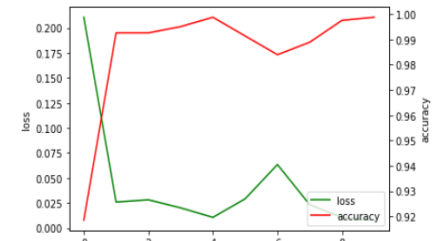
Alex-Net

```
25/25 [=====] - 77s 3s/step - loss: 2.1599 - accuracy: 0.7084
Epoch 2/10
25/25 [=====] - 77s 3s/step - loss: 0.0635 - accuracy: 0.9914
Epoch 3/10
25/25 [=====] - 76s 3s/step - loss: 0.0783 - accuracy: 0.9681
Epoch 4/10
25/25 [=====] - 75s 3s/step - loss: 0.0172 - accuracy: 0.9990
Epoch 5/10
25/25 [=====] - 76s 3s/step - loss: 0.0555 - accuracy: 0.9876
Epoch 6/10
25/25 [=====] - 76s 3s/step - loss: 0.0233 - accuracy: 0.9953
Epoch 7/10
25/25 [=====] - 76s 3s/step - loss: 0.0047 - accuracy: 0.9995
Epoch 8/10
25/25 [=====] - 76s 3s/step - loss: 0.0229 - accuracy: 0.9995
Epoch 9/10
25/25 [=====]
Epoch 10/10
25/25 [=====] accuracy: 0.9976
```



Res-Net

```
Epoch 1/10
25/25 [=====] - 397s 15s/step - loss: 0.4382 - accuracy: 0.8080
Epoch 2/10
25/25 [=====] - 382s 15s/step - loss: 0.0173 - accuracy: 0.9953
Epoch 3/10
25/25 [=====] - 372s 14s/step - loss: 0.0145 - accuracy: 0.9972
Epoch 4/10
25/25 [=====] - 371s 14s/step - loss: 0.0204 - accuracy: 0.9950
Epoch 5/10
25/25 [=====] - 366s 14s/step - loss: 0.0312 - accuracy: 0.9955
Epoch 6/10
25/25 [=====] - 368s 14s/step - loss: 0.0156 - accuracy: 0.9937
Epoch 7/10
25/25 [=====] - 369s 14s/step - loss: 0.0501 - accuracy: 0.9818
Epoch 8/10
25/25 [=====] - 371s 14s/step - loss: 0.0207 - accuracy: 0.9899
Epoch 9/10
25/25 [=====]
Epoch 10/10
25/25 [=====] accuracy: 0.9995
```



모든 알고리즘 학습 결과 전부 학습정확도 높음

모델링

VGG-Net의 학습 결과 정밀도, 재현율, F1 Score

◆ 샘플영상 활용 프레임 추출 및 결과값 수치화, F1 Score(성능지표) 0.985로 적합한 모델로서 높은 가능성

※ 1,200장의 샘플 이미지 검증 결과 (혼동행렬)

T/N(592) 정상사진 정탐	F/P(13) 비정상사진 오탐
F/N(8) 정상사진 오탐	T/P(587) 비정상사진 정탐

구분	설명	값
정밀도(a)	전체 검사영역 대비 정답 검사영역의 비율 $\frac{TP}{TP + FP}$	0.978
재현율(b)	실제 검사영역 대비 정답 검사영역의 비율 $\frac{TP}{TP + FN}$	0.987
F1 Score(H)	정밀도와 재현율의 조화평균(모델의 성능지표로 활용) $\frac{2}{\frac{1}{a} + \frac{1}{b}}$	0.985

Confusion Matrix (혼동행렬)

분류 알고리즘의 성능을 시각화한 표

True / False		Positive / Negative	
정탐 / 오탐		유효 / 무효 데이터	
정탐 (1,179)	TP(587)	'비정상'을 '비정상'으로 판정	
	TN(592)	'정상'을 '정상'으로 판정	
오탐 (21)	FP(13)	'비정상'을 '정상'으로 판정	
	FN(8)	'정상'을 '비정상'으로 판정	

모델링

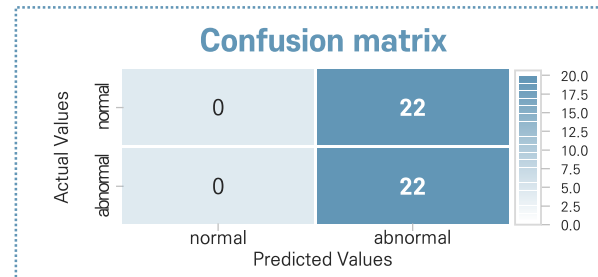
알고리즘 비교 | Alex-Net

Alex-Net



구분	맞춘 개수(장)	전체 개수(장)	정답 성공률(%)
정상	22	44	50

학습데이터 수	테스트 데이터 수	Training loss	Training Acc	Test Loss	Test Acc
1200	44	0.0413	0.9872	11.927	0.5



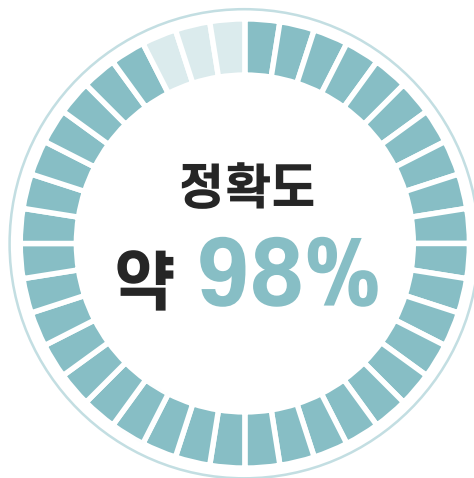
Class	정상
맞춘 개수	22
전체개수	44

Alex-Net : 약 50% 의 정확도로 고장 검출

모델링

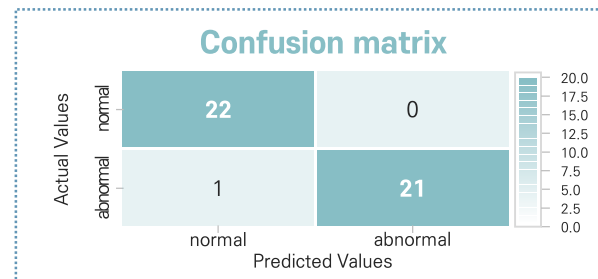
알고리즘 비교 | Res-Net

Res-Net



구분	맞춘 개수(장)	전체 개수(장)	정답 성공률(%)
정상	43	44	97.7

학습데이터 수	테스트 데이터 수	Training loss	Training Acc	Test Loss	Test Acc
1200	44	0.0143	0.9928	0.0685	0.9773



Class	정상
맞춘 개수	43
전체개수	44

Res-Net : 약 98% 의 정확도로 고장 검출

모델링

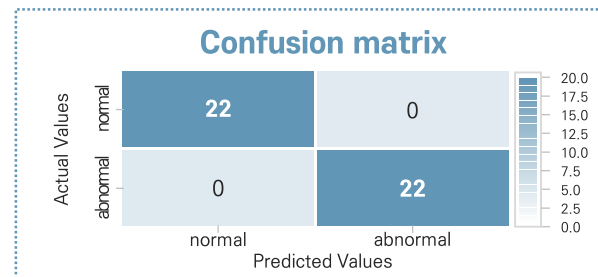
알고리즘 비교 | VGG-Net

VGG-Net



구분	맞춘 개수(장)	전체 개수(장)	정답 성공률(%)
정상	44	44	100.0

학습데이터 수	테스트 데이터 수	Training loss	Training Acc	Test Loss	Test Acc
1200	44	0.0149	0.9983	0.0033	1.0



Class	정상
맞춘 개수	44
전체개수	44

VGG-Net : 약 100% 의 정확도로 고장 검출

기대효과



다양한 정량적, 정성적 효과 기대

향후계획



CCTV 고장 실시간 감지모델

기대치와 현실의 괴리를 줄여주는 자동 예측

CONTENTS
CCTV 고장 실시간 감지모델

추진배경

1. 추진배경
2. 과제개요
3. 추진내용
4. 기대효과
5. 향후계획

추진배경

01 CCTV 영상 데이터

검합 및 분석에 필요한 시간 소요

02 카메라 설치 장소 확대에 따라, 실시간 자동검합 방안 마련 필요

현행 CCTV 불량 검출의 문제점

현행 CCTV 불량 검출의 문제점

현행 CCTV 불량 검출의 문제점

추진배경

실시간 영상 분석

실시간 영상 분석을 위한 방안 마련

검합 측면

현행 CCTV 불량 검출의 문제점

관리 측면

CCTV 불량 영상 관리 소요 시간

카메라 설치 장소 확대

과제개요

데이터를 학습하여 실시간 CCTV 영상 이상을 분석하고 카메라의 실시간 기능 불량 여부를 자동으로 측정하는 인공지능(AI) 모델 개발

As-Is To-Be

현재 CCTV 영상 분석 방법

향후 CCTV 영상 분석 방법

향후 CCTV 영상 분석 방법

추진내용 순서

1. 과제분석
2. 데이터 확보
3. 전처리
4. 모델링

과제분석: 불량현상 대상성

데이터 확보: 데이터 확보 및 분류

전처리: 이미지 추출 및 전처리

모델링: 알고리즘 적합성 검증

선정 사유

카메라 불량 발생

카메라 불량 발생

카메라 불량 발생

카메라 불량 발생

카메라 불량 발생

데이터 취득

영상상시 시스템

영상상시 시스템

영상상시 시스템

영상상시 시스템

영상상시 시스템

전처리

CCTV 녹화영상 파일(MPEG)에서 사진 추출

RGB 히스토그램으로 표현

영상 추출

RGB 히스토그램 변환

RGB히스토그램이란?

각 색상 요소(Red, Green, Blue) 값들의 분포를 나타내는 그래프

색상 히스토그램

색상 히스토그램

색상 히스토그램

히스토그램 변환 예시 1

특정 영상 색상/채널을 시계열 히스토그램으로 변환하여 분석

영상

영상

영상

영상

히스토그램 변환 예시 2

특정 영상 색상/채널을 구별하여 영상 히스토그램으로 전처리하여 분석

영상

영상

영상

영상

모델링

알고리즘을 통한 분석

모델링

모델링

모델링

모델링

이미지 분석 모델인 YOLO를 소개

YOLO (v3)

YOLO (v3)

YOLO (v3)

YOLO (v3)

모델링

이미지 분석 알고리즘 비교

모델링

모델링

모델링

모델링

이미지 분석 알고리즘 비교

모델링

모델링

모델링

모델링

알고리즘 비교 | Alex-Net

모델링

모델링

모델링

모델링

알고리즘 비교 | Alex-Net

모델링

모델링

모델링

모델링

알고리즘 비교 | Res-Net

모델링

모델링

모델링

모델링

알고리즘 비교 | VGG-Net

모델링

모델링

모델링

기대효과

1. ICT특화협력 카메라

2. 영상 대상 분석

3. 고장데이터 기반

4. 운영 인력

다양한 정량적, 정성적 효과 기대

향후계획

Step 1

Step 2

Step 3

Step 4

Step 5

Step 6

향후계획

향후계획

향후계획

Thank You!

