

2024 현대건설기술교육원 Smart 안전

4조 불 가능? 불가능!

연기 감지기를 통한 화재 예측

강혜나, 김민준, 이승연(보건), 정세림



목차

스마트 안전 4조 연기 감지기를 통한
화재예측 목차를 소개합니다.

01 개발 목적

- 사물인터넷(IoT)
- 재산 인명 피해 최소화
- 모니터링 시스템

02 배경지식

- 과거에 머물러 있는 소방 현실
- 인천 전기차 화재

03 데이터 분석

- 온도 데이터, 습도 데이터
- TVOC, CO₂ 등가 온도
- 공기 압력, 미세먼지 데이터

04 개발 내용

- 정확도
- 정밀도
- 재현율

05 개발 결과

- 그래프

06 결론

- 다양한 AI 모델의 비교 및 평가
- 효과적인 화재 예측 가능성 확인
- 실제 적용을 위한 잠재력



화재!

연기 감지기, 왜 필요한가요?

경보장치의 오작동 및 비화재보로 인한 안전 불감증으로 재해 발생

다양한 센서를 통해 수집된 데이터를 실시간으로 분석하여 화재 발생 가능성을 예측하고, 필요 시 경보를 울릴 수 있는 시스템에 통합할 수 있습니다.

화재를 조기에 감지함으로써 인명과 재산 피해를 줄이는 데 중요한 역할을 할 수 있습니다.

공공장소나 대규모 산업시설 등에서 실시간 모니터링 시스템과 결합하여 안전성을 크게 향상시킬 수 있습니다.

화재!

연기 감지기, 왜 필요한가요?

개발 목적

[사물인터넷(IoT)]



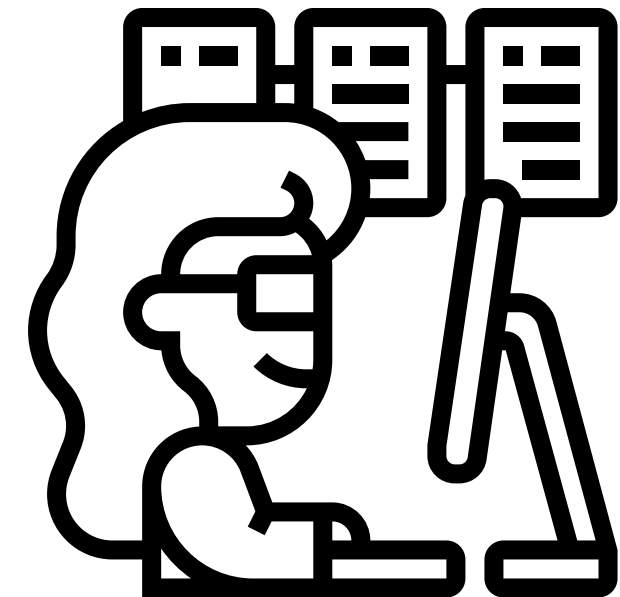
다양한 센서를 통해 수집된 데이터를 실시간으로 분석하여 화재 발생 가능성을 예측하고, 필요 시 경보를 울릴 수 있는 시스템에 통합

[재산 인명 피해 최소화]



화재를 조기에 감지함으로써 인명과 재산 피해를 줄이는데 중요한 역할

[모니터링 시스템]



공공장소나 대규모 산업시설 등에서 실시간 모니터링 시스템과 결합하여 안전성을 크게 향상

과거에 머물러 있는 소방 현실

아날로그 방식

유선 화재 감지장치의 한계

실시간 데이터 부재로 초기 화재 조기 감지 불가

잦은 오작동과 노후화

광전식 연기감지 방식의 오작동과 잦은 비화재보로 오류 발생

제 123호 1판

2024년 08월 01일

1234
5678
910111

HYUNDAI NEWS

www.hyundai.com

am 6:00
-pm 15:00
Mon-Sat

'인천 전기차 화재' 스프링클러 끈 직원

인천 벤츠 전기차 화재, 스프링클러 미작동으로 피해 확산

최근 인천의 전기차 화재로 전기차의 지하주차장 이용 제한이 논란이 되고 있지만 이번 사고가 대형 화재로 번진 핵심은 스프링클러 미작동이라는 점을 간과하면 안 된다는 지적이 나온다. 전기차든, 내연기관차든 화재 위험은 존재하기 때문에 피해 확산을 막기 위한 시설 정비が必要하다는 것이다. 20일 업계와 경찰 등에 따르면 지난 1일 인천 청라 한 아파트 지하주차장에 주차돼 있던 벤츠 전기차 EQE에 불이 붙은 직후 야간 근무자였던 A 씨는 관리사무소 내 방재실의 수신기로 화재 신호가 전달되자 스프링클러 밸브와 연동된 정지 버튼을 눌렀다.

A 씨는 5분 뒤 정지버튼을 해제했지만, 이미 발생한 화재 열기로 화재 중계기 선로가 파손되면서 스프링클러는 작동하지 않았다. 열폭주 현상이 발생하는 전기차 화재의 경우, 스프링클러가 작동하더라도 초기 진화가 쉽지 않지만, 적어도 불이 옆 차로 쉽게 번지는 것은 막을 수 있었다고 전문가들은 설명한다.

국내 대표 배터리 전문가인 윤원섭 성균관대 에너지과학과 교수는 "(벤츠 화재 사고가 커진 것은) 스프링클러 미작동이 결정적"이라고 말했다.

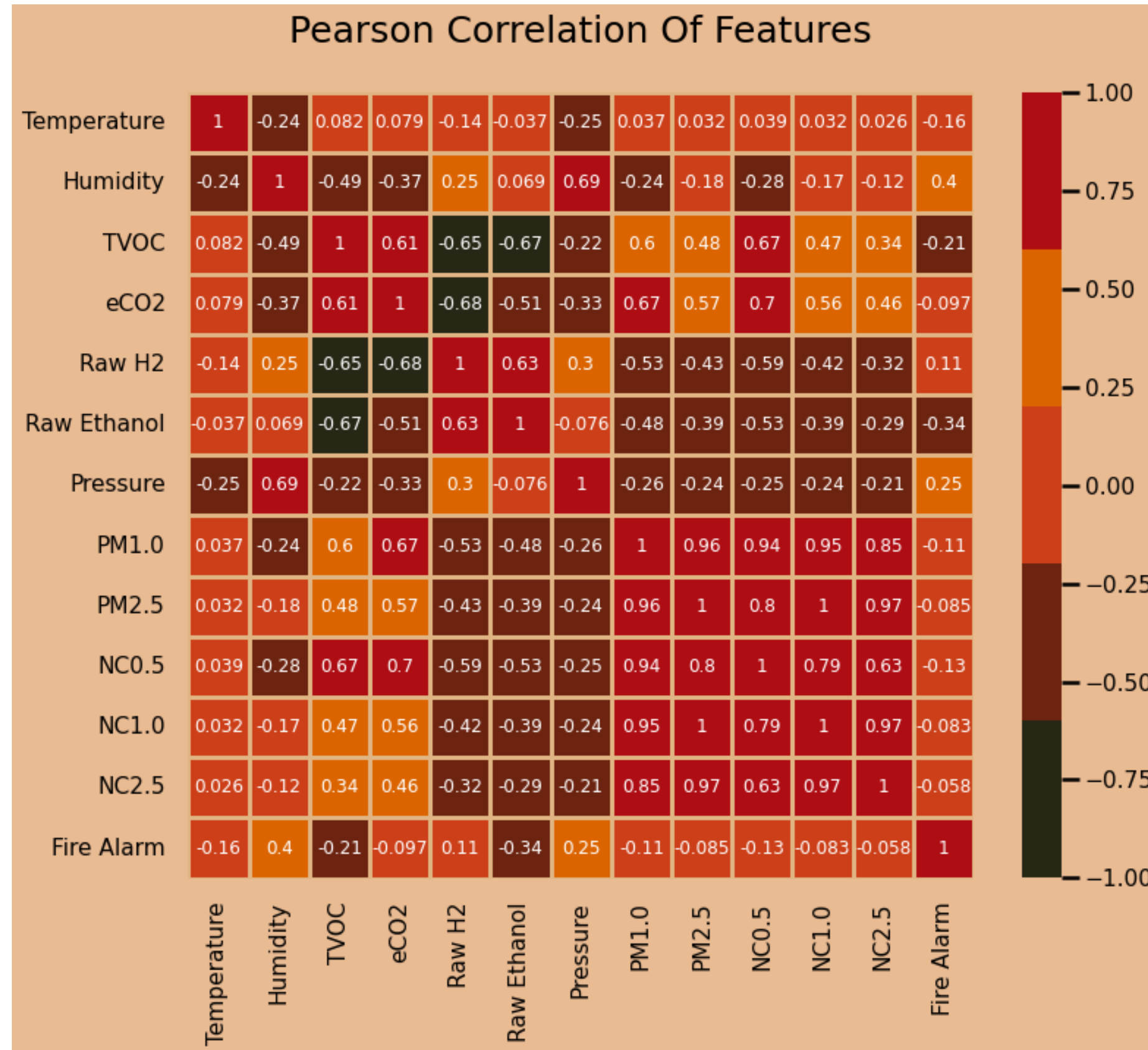
소방 관계자는 "지하에서 불이 났을 때 이번 경우처럼 스프링클러 등 초기 진압이 되지 않으면 전기차든 내연기관차든 똑같이 큰 피해가 발생할 수밖에 없다"며 "스프링클러 등 기본 설비부터 제대로 갖춰야 한다"고 진단했다.

데이터 수집 및 전처리

	UTC	Temperature	Humidity[%]	TVOC[ppb]	eCO2[ppm]	Raw H2	Raw Ethanol	Pressure[hPa]	PM1.0	PM2.5	NC0.5	NC1.0	NC2.5	CNT	Fire Alarm
0	1.65E+09	20	57.36	0	400	12306	18520	939.735	0	0	0	0	0	0	0
1	1.65E+09	20.015	56.67	0	400	12345	18651	939.744	0	0	0	0	0	1	0
2	1.65E+09	20.029	55.96	0	400	12374	18764	939.738	0	0	0	0	0	2	0
3	1.65E+09	20.044	55.28	0	400	12390	18849	939.736	0	0	0	0	0	3	0
4	1.65E+09	20.059	54.69	0	400	12403	18921	939.744	0	0	0	0	0	4	0
5	1.65E+09	20.073	54.12	0	400	12419	18998	939.725	0	0	0	0	0	5	0
6	1.65E+09	20.088	53.61	0	400	12432	19058	939.738	0	0	0	0	0	6	0
7	1.65E+09	20.103	53.2	0	400	12439	19114	939.758	0	0	0	0	0	7	0
8	1.65E+09	20.117	52.81	0	400	12448	19155	939.758	0	0	0	0	0	8	0
9	1.65E+09	20.132	52.46	0	400	12453	19195	939.756	0.9	3.78	0	4.369	2.78	9	0
10	1.65E+09	20.146	52.15	0	400	12454	19230	939.757	0.89	3.71	0	4.289	2.73	10	0
11	1.65E+09	20.161	51.84	0	400	12467	19264	939.754	0.84	3.51	0	4.053	2.58	11	0
12	1.65E+09	20.175	51.62	0	400	12467	19299	939.755	0.81	3.38	0	3.909	2.488	12	0
13	1.65E+09	20.19	51.39	0	400	12469	19317	939.758	0.74	3.11	0	3.588	2.284	13	0
14	1.65E+09	20.204	51.17	0	403	12468	19338	939.742	0.71	2.96	0	3.419	2.176	14	0
15	1.65E+09	20.219	50.99	0	400	12475	19362	939.741	0.64	2.66	0	3.077	1.959	15	0
16	1.65E+09	20.233	50.86	0	400	12480	19382	939.758	0.6	2.52	0	2.908	1.851	16	0

데이터의 품질을 높이기 위해 결측값 처리, 중복 데이터 제거, 데이터 정규화 등의 전처리 과정을 거침

상관관계 히트맵



두 데이터가 서로 밀접하게 관련이 있다



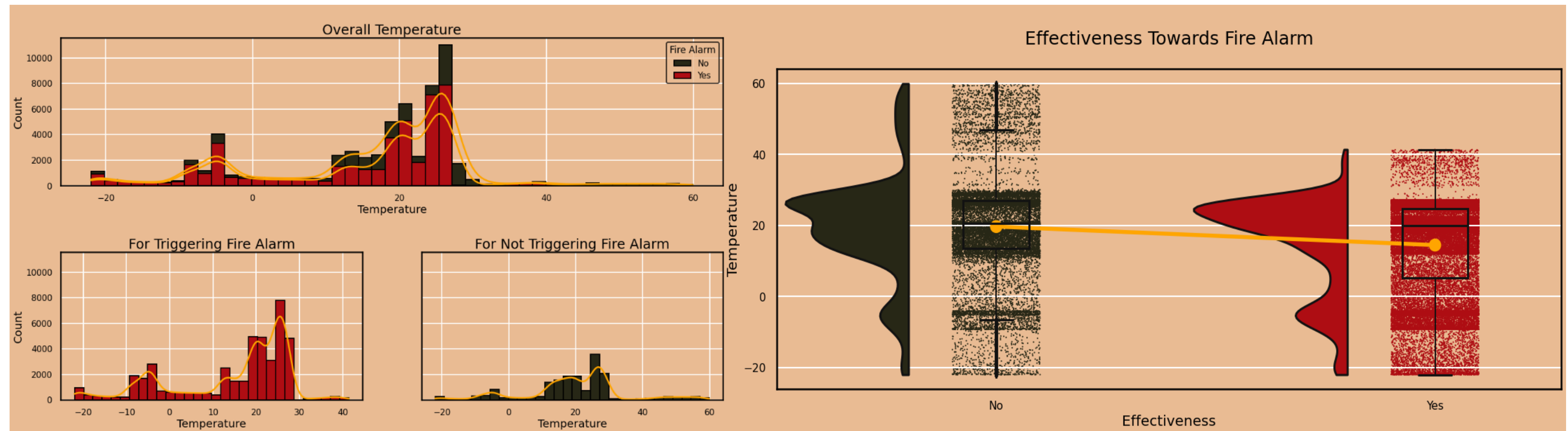
두 데이터가 어느 정도 관련이 있다



두 데이터가 거의 관련이 없다

온도 데이터

Temperature



01

온도 분포

대부분의 온도는 12°C ~ 28°C 사이에 집중

02

화재 경보 발생 시

주로 18°C ~ 28°C 사이에 분포

03

화재 경보 울리지 않을때

대부분의 온도는 12°C ~ 28°C 사이에 집중

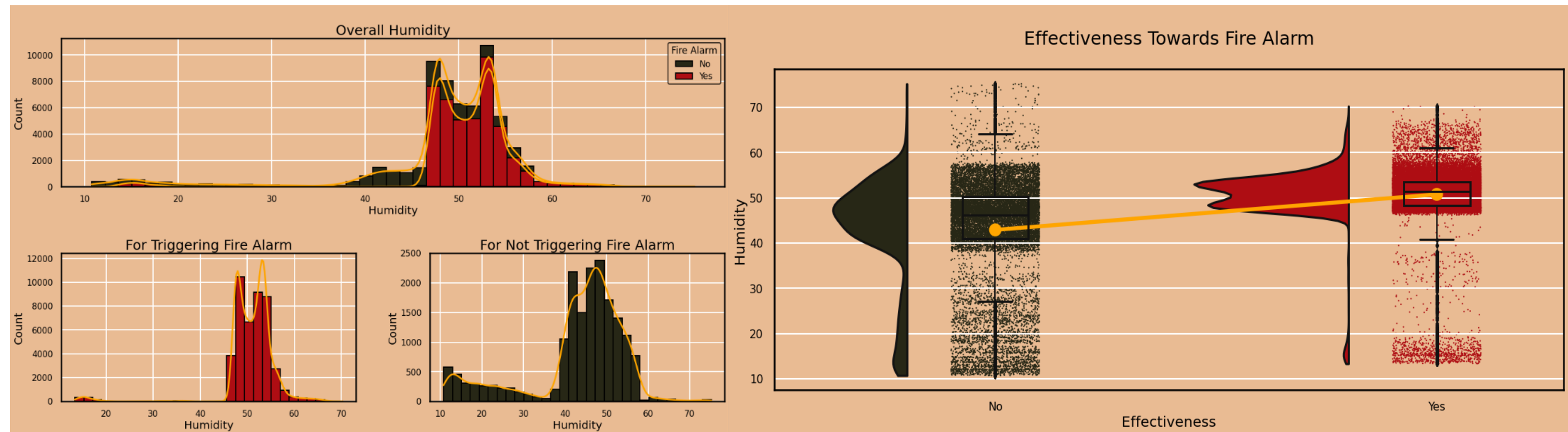
04

평균 온도 비교

- 화재 경보가 울릴 때 : 약 19.69°C
- 화재 경보가 울리지 않을 때 : 약 14.48°C

습도 데이터

Humidity



01

습도 분포

대부분의 습도는 46% ~ 57% 사이에 집중

02

화재 경보 발생 시

주로 46% ~ 56% 사이에 분포

03

화재 경보 울리지 않을때

습도는 40%~ 54% 사이에 집중

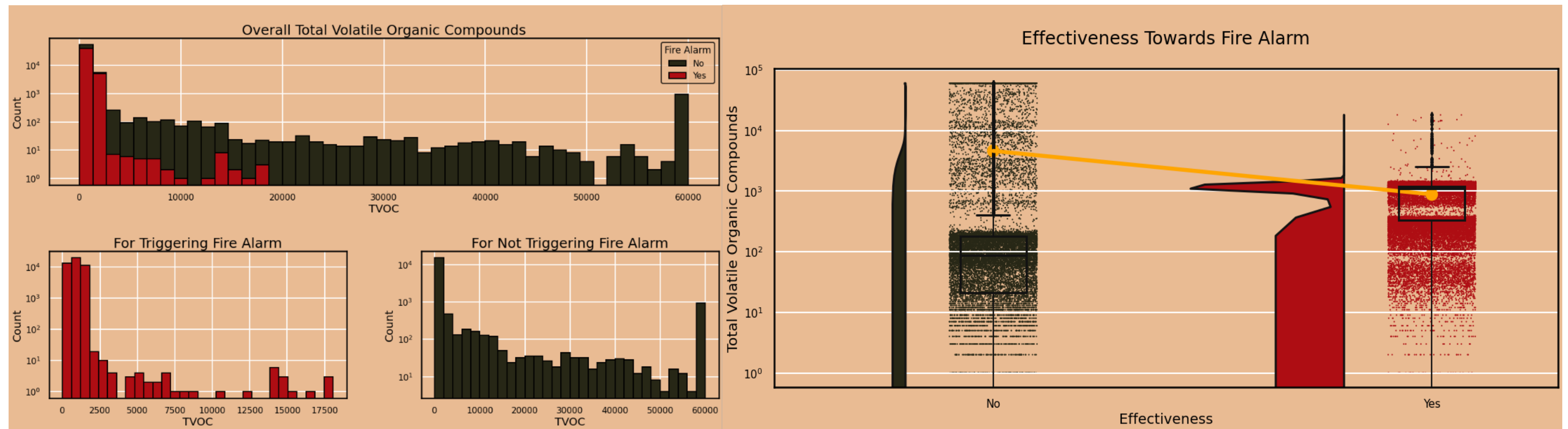
04

평균 습도 비교

- 화재 경보가 울릴 때 : 약 50.78%
- 화재 경보가 울리지 않을 때 : 약 42.93%

총휘발성유기화합물

TVOC



01

TVOC 분포

대부분의 TVOC 값은 80PPB ~ 2000PPB

02

화재 경보 발생 시

주로 200PPB ~ 2000PPB 사이에 분포

03

화재 경보 울리지 않을때

80PPB ~ 300PPB 사이에 집중

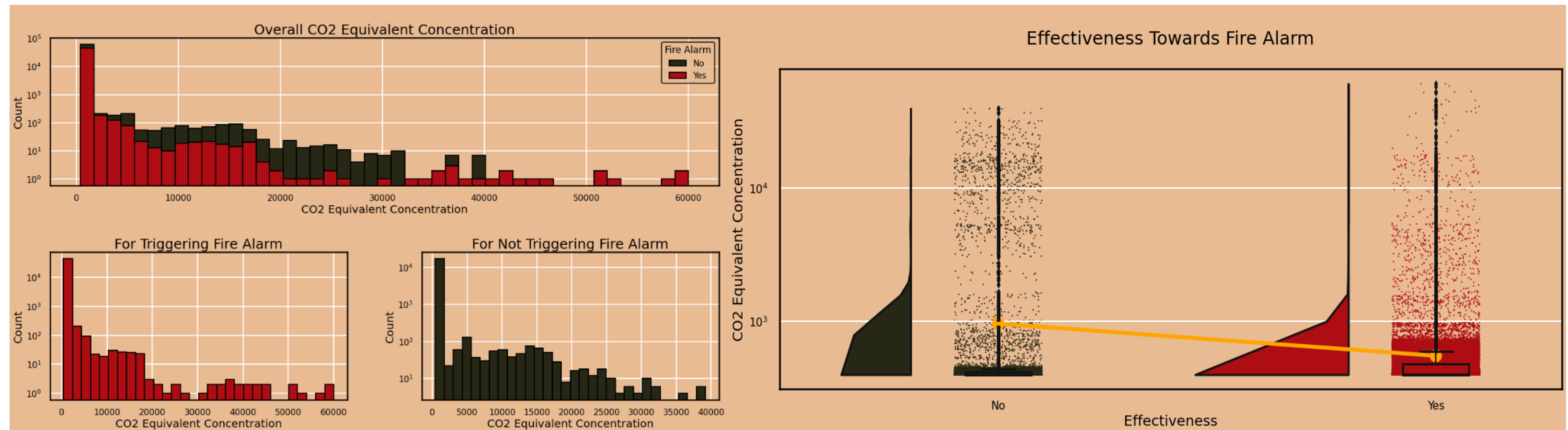
04

평균 TVOC 값 비교

- 화재 경보가 울릴 때 : 약 882PPB
- 화재 경보가 울리지 않을 때 : 약 4596.587PPB

CO₂ 등가 농도

CO₂ Equivalent Concentration



01

CO₂ 등가 농도 분포

대부분 400PPM ~ 450PPM 사이 분포

02

화재 경보 발생 시

주로 400PPM ~ 438PPM 사이에 분포

03

화재 경보 울리지 않을때

400PPM ~ 440PPM 사이에 집중

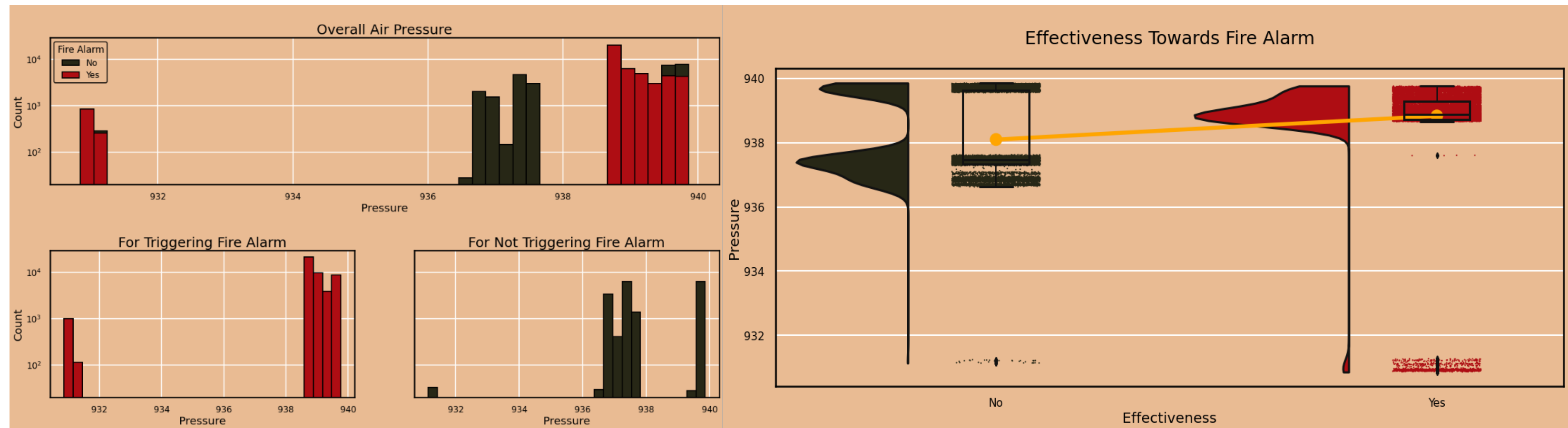
04

평균 CO₂ 등가 농도 비교

- 화재 경보가 울릴 때 : 약 553.19PPM
- 화재 경보가 울리지 않을 때 : 약 962.58PPM

공기 압력

Air Pressure



01

공기 압력 분포

두 구간, 936.6HPA ~ 937.7HPA 사이
또는 938.7HPA ~ 939.9HPA 사이에 분포

02

화재 경보 발생 시

주로 938.7HPA ~ 939.9HPA 사이에 분포

03

화재 경보 울리지 않을때

주로 936.6HPA ~ 937.7HPA 사이에 분포

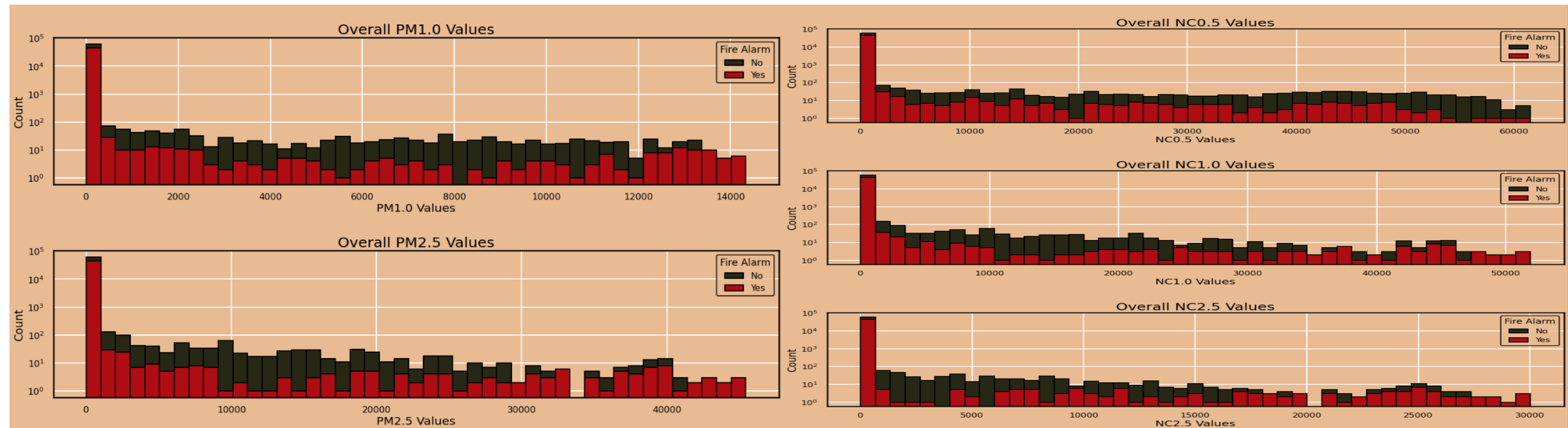
04

평균 공기 압력 비교

- 화재 경보가 울릴 때 : 약 938.8HPA
- 화재 경보가 울리지 않을 때 : 약 938.1HPA

미세먼지 데이터

Particulate Matter



01

미세먼지 농도 분포

대부분의 미세먼지 값은 낮은 범위에 속함

02

화재 경보 발생 시

특정 범위 안에 주로 분포되어 있습니다.
예를 들어, PM0.5는 11.68PPM에서
14.34PPM 사이에 분포

03

화재 경보 울리지 않을때

미세먼지 값은 더 넓은 범위에 분포

04

평균 CO₂ 증가 농도 비교

화재 경보가 울릴 때와 울리지 않을 때의 평균 미세먼지 값은 다릅니다. 예를 들어, PM0.5의 평균값은 경보가 울릴 때 약 146.1PPM, 울리지 않을 때 약 1356.3PPM입니다.

01

로지스틱 회귀

```
Classification Report :

              precision    recall  f1-score   support

     0       0.86       0.76       0.81       3594
     1       0.91       0.95       0.93       8932

 accuracy          0.90       12526
 macro avg       0.88       0.85       0.87       12526
 weighted avg    0.89       0.90       0.89       12526

Accuracy of Logistic Regression is 89.54 %
```

정확도: 89.54%

정밀도: 0.86 (화재가 아닌 경우),
0.91 (화재가 발생한 경우)재현율: 0.76 (화재가 아닌 경우),
0.95 (화재가 발생한 경우)

02

가우시안 나이브
베이지스

```
Classification Report :

              precision    recall  f1-score   support

     0       0.79       0.24       0.37       3594
     1       0.76       0.97       0.85       8932

 accuracy          0.76       12526
 macro avg       0.77       0.61       0.61       12526
 weighted avg    0.77       0.76       0.72       12526

Accuracy of Gaussian Naive Bayes is 76.37 %
```

정확도: 76.37%

정밀도: 0.79 (화재가 아닌 경우),
0.76 (화재가 발생한 경우)재현율: 0.24 (화재가 아닌 경우),
0.97 (화재가 발생한 경우)

03

랜덤포레스트

```
Classification Report :

              precision    recall  f1-score   support

     0       1.00       1.00       1.00       3594
     1       1.00       1.00       1.00       8932

 accuracy          1.00       12526
 macro avg       1.00       1.00       1.00       12526
 weighted avg    1.00       1.00       1.00       12526

Accuracy of Random Forest Classifier is 100.0 %
```

정확도: 100%

정밀도와 재현율 모두 1.00

04

익스트림 그라디
언트 부스팅

```
Classification Report :

              precision    recall  f1-score   support

     0       1.00       1.00       1.00       3594
     1       1.00       1.00       1.00       8932

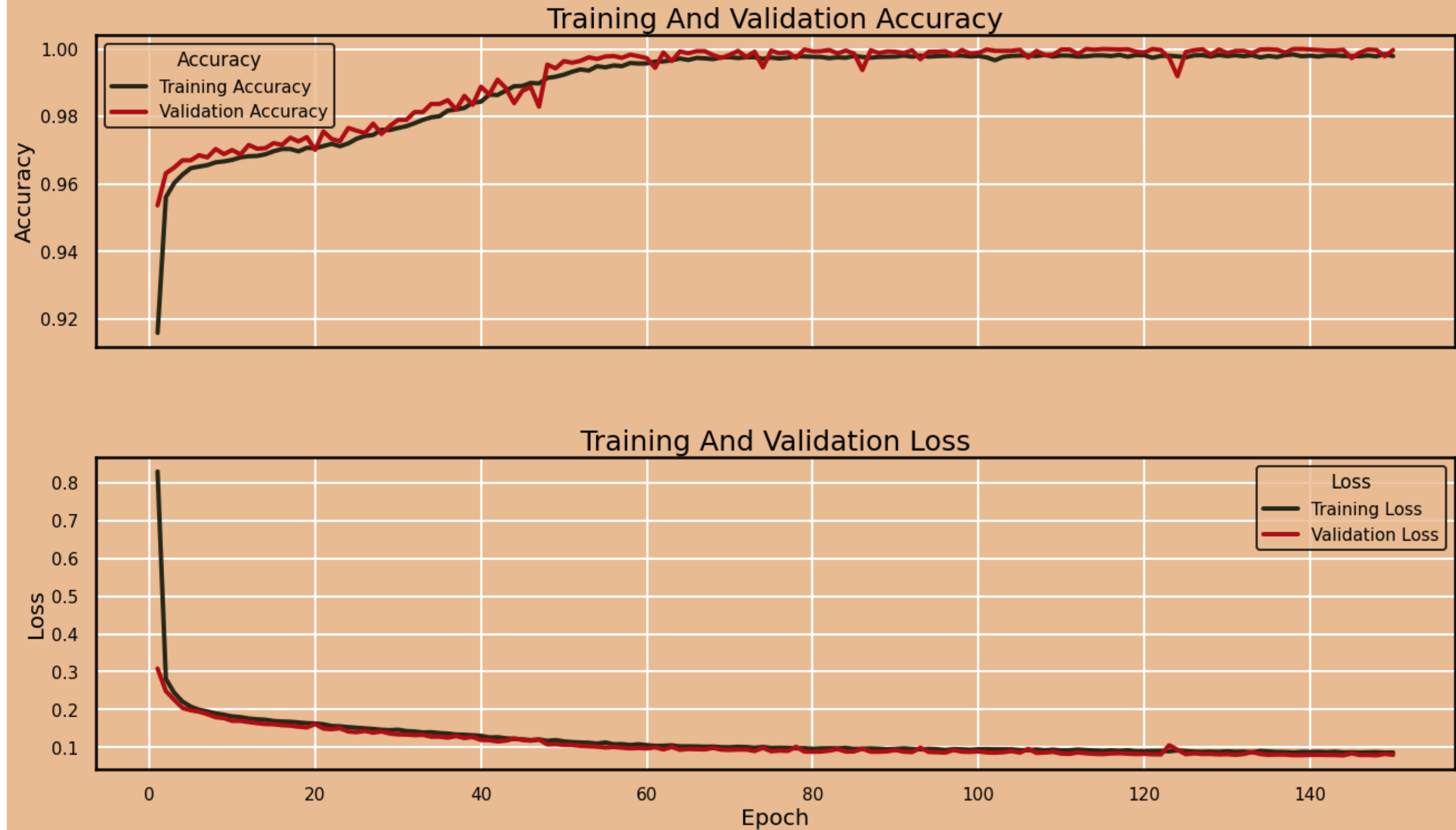
 accuracy          1.00       12526
 macro avg       1.00       1.00       1.00       12526
 weighted avg    1.00       1.00       1.00       12526

Accuracy of Extreme Gradient Boosting Classifier is 99.99 %
```

정확도: 99.99%

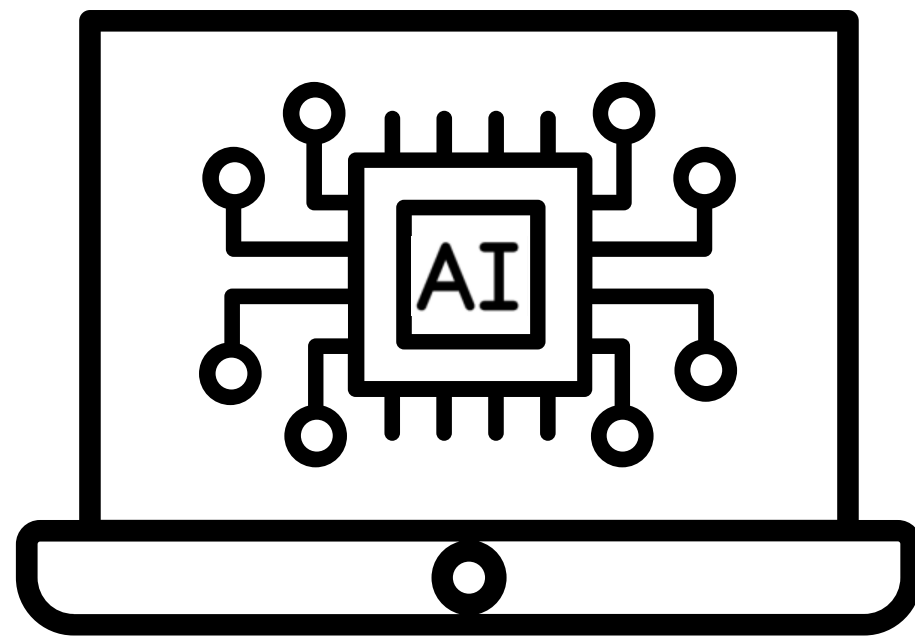
정밀도와 재현율 모두 1.00

```
Epoch 62/150
783/783 [=====] - 1s 1ms/step - loss: 0.1023 - accuracy: 0.9956 - val_loss: 0.0939 - val_accuracy: 0.9994
Epoch 63/150
783/783 [=====] - 1s 1ms/step - loss: 0.1014 - accuracy: 0.9963 - val_loss: 0.0924 - val_accuracy: 0.9986
Epoch 64/150
783/783 [=====] - 1s 1ms/step - loss: 0.1023 - accuracy: 0.9952 - val_loss: 0.0926 - val_accuracy: 0.9994
Epoch 65/150
783/783 [=====] - 1s 1ms/step - loss: 0.1004 - accuracy: 0.9962 - val_loss: 0.0913 - val_accuracy: 0.9989
Epoch 66/150
783/783 [=====] - 1s 1ms/step - loss: 0.0992 - accuracy: 0.9968 - val_loss: 0.0912 - val_accuracy: 0.9994
Epoch 67/150
783/783 [=====] - 1s 1ms/step - loss: 0.0998 - accuracy: 0.9959 - val_loss: 0.0926 - val_accuracy: 0.9995
Epoch 68/150
783/783 [=====] - 1s 1ms/step - loss: 0.0985 - accuracy: 0.9972 - val_loss: 0.0907 - val_accuracy: 0.9995
Epoch 69/150
783/783 [=====] - 1s 1ms/step - loss: 0.0986 - accuracy: 0.9969 - val_loss: 0.0905 - val_accuracy: 0.9994
Epoch 70/150
783/783 [=====] - 1s 1ms/step - loss: 0.0981 - accuracy: 0.9969 - val_loss: 0.0939 - val_accuracy: 0.9983
Epoch 71/150
783/783 [=====] - 1s 1ms/step - loss: 0.0979 - accuracy: 0.9964 - val_loss: 0.0892 - val_accuracy: 0.9986
Epoch 72/150
783/783 [=====] - 1s 1ms/step - loss: 0.0978 - accuracy: 0.9967 - val_loss: 0.0882 - val_accuracy: 0.9994
Epoch 73/150
```



결론

[높은 정확도의 AI 모델 개발]



로지스틱 회귀, 가우시안 나이브 베이즈, 랜덤 포레스트, 엑스트림 그라디언트 부스팅 등 여러 AI 모델을 사용하여 데이터를 분석

[효과적인 화재 예측 가능성 확인]



본 프로젝트에서 사용한 모델들은 대부분 높은 정확도와 정밀도를 보였으며, 이는 IoT 장치로부터 수집된 데이터를 바탕으로 화재 발생 가능성을 효과적으로 예측

[실제 적용을 위한 잠재력]



개발된 AI 모델들은 실시간 연기 감지 및 화재 예측 시스템에 적용할 수 있는 가능성을 보여줌. 이를 통해 화재 발생 시 신속한 경고를 제공하여 인명과 재산 피해를 최소화 할 수 있을 것으로 기대됨

2024 현대건설기술교육원 Smart 안전

감사합니다.

연기 감지기를 통한 화재 예측

