

다양한 날숨 가스를 이용한 무자각 사용자 정보 인식 시스템 개발 제안서

2024 캡스톤 디자인 A

TEAM 4

19010806 권 익 근

18010748 김 민 성

19010648 강 민 재

20010944 이 수 빈

목차

1. 제품 배경

- A. 기존 차량용 사용자 인식 방법
- B. 도난 사고 횟수 증가

2. 제품 개요

- A. 날숨 측정
- B. 정보 획득
- C. 데이터 분석
- D. 유저 인식

3. 제품의 장점

- A. 높은 보안성
- B. 편의성
- C. 주기적인 사용자 건강 모니터링

4. 제품으로 인한 결과

- A. 기대 효과
- B. 한계점

1. 제품 배경

현대 사회에서는 차량의 안전 문제가 더욱 중요해지고 있습니다. 특히 도난 사고는 차주들에게 큰 경제적 손실과 심리적 충격을 안겨주는 문제입니다. 기존의 차량 보안 시스템은 키나 키 카드와 같은 물리적인 인증 수단입니다. 그러나 이러한 방식은 기존의 보안 시스템에 대한 취약점을 드러내며, 도난 사고 발생률을 낮추는데 한계가 있습니다.

이와 같은 상황에서 낄숨 가스를 이용한 무자각 사용자 정보 인식 차량 시스템의 필요성이 대두되고 있습니다. 낄숨은 개개인마다 고유한 특성을 가지고 있으며, 이를 활용하여 사용자를 식별하는 것은 보다 안전하고 신뢰할 수 있는 인증 방법입니다. 이 시스템은 기존의 물리적인 인증 수단보다 더욱 강력한 보안을 제공하며, 사용자들에게 편의성을 제공합니다.

도난 사고 발생률의 증가로 인해 차량 소유자들은 보다 안전한 보안 시스템에 대한 요구가 높아지고 있습니다. 따라서 이러한 시장 요구를 충족시키기 위해 혁신적인 기술과 솔루션을 개발하는 것이 중요합니다. 낄숨을 이용한 무자각 사용자 정보 인식 차량 시스템은 이러한 요구를 충족시키는 데 적합한 솔루션으로 평가되고 있습니다. 이를 통해 차량 소유자들은 안전하고 편리한 이용 환경을 누릴 수 있으며, 도난 사고 발생률을 줄일 수 있을 것으로 기대됩니다.

A. 기존 차량용 사용자 인식 방법

1. 키/리모컨 시스템: 이 방법은 차량을 잠금 해제하거나 시동을 거는 데에 키나 리모컨을 사용하는 것입니다. 키나 리모컨에는 차량을 열 수 있는 버튼이나 스위치가 있으며, 이를 통해 사용하는 차량에 접근하거나 차량의 시동을 걸 수 있습니다. 일부 고급 차량에서는 키리스 액세스 시스템이 도입되어 키를 소지한 채로 차량에 가까이 가면 자동으로 차량이 잠금 해제되는 시스템도 있습니다.

2. 키 카드/스마트키 시스템: 키 카드나 스마트키는 무선 통신 기술을 이용하여 차량을 잠금 해제하고 시동을 걸 수 있는 방식입니다. 키 카드는 보통 차량에 가까이 접근하면 자동으로 차량이 잠금 해제되는 방식으로 동작하며, 스마트키는 버튼을 눌러 차량을 잠금 해제하거나 잠금하는 방식으로 사용됩니다.

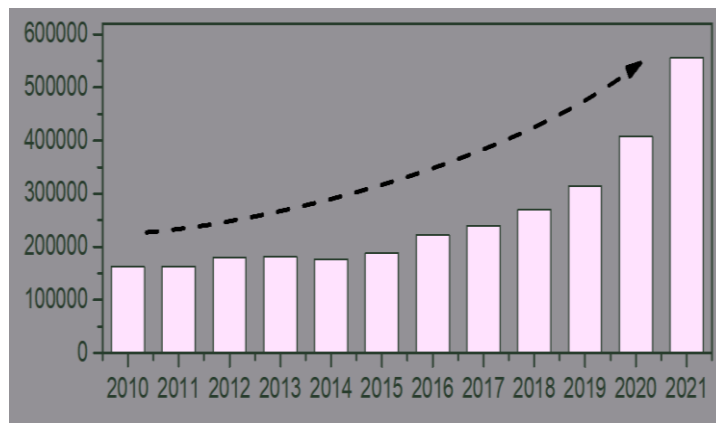
기존의 차량용 사용자 인식 방법은 주로 물리적인 키나 카드를 사용하여 차량에 접근하고 시동을 거는 방식으로 동작합니다. 그러나 이러한 방법은 키나 카드를 분실하거나 도난당할 경우에 보안에 취약하다는 단점이 있습니다. 이러한 문제점을 해결하기 위해 낄숨 측정을 이용한 무자각 사용자 정보 인식 차량 시스템을 개발하려고 합니다.

B. 도난 사고 횟수 증가

한 가지 실제 사례로는 대도시의 주요 도로나 주차장에서 자주 발생하는 도난 사건을 들 수 있습니다. 예를 들어, 도난 사건이 많이 발생하는 도시의 주요 주차장에서는 보통 차량이 일정 기간 동안 주차되어 있다가 도난되는 경우가 많습니다.

이러한 사례에서 도난 사건은 주로 기존의 차량용 사용자 인식 방법의 취약성에 기인합니다. 키나 키 카드와 같은 물리적인 인증 수단은 분실되거나 도난당할 경우 다른 사람이 차량을 이용할 수 있게 됩니다. 또한, 일부 차량은 간단한 도난 방지 시스템만 도입되어 있어 전문적인 도난자에 의해 쉽게 침입당할 수 있습니다.

이러한 취약성으로 인해 도시의 주요 주차장에서는 도난 사건이 잦게 발생하고 있으며, 이는 차주들에게 큰 경제적 손실과 불안감을 안겨주고 있습니다. 이에 대응하여 보다 안전하고 신뢰할 수 있는 차량 보안 시스템의 필요성이 대두되고 있습니다. 낄숨 측정을 이용한 무자각 사용자 정보 인식 차량 시스템은 이러한 문제에 대한 대안으로 제시되고 있습니다



차량 도난 발생 건수

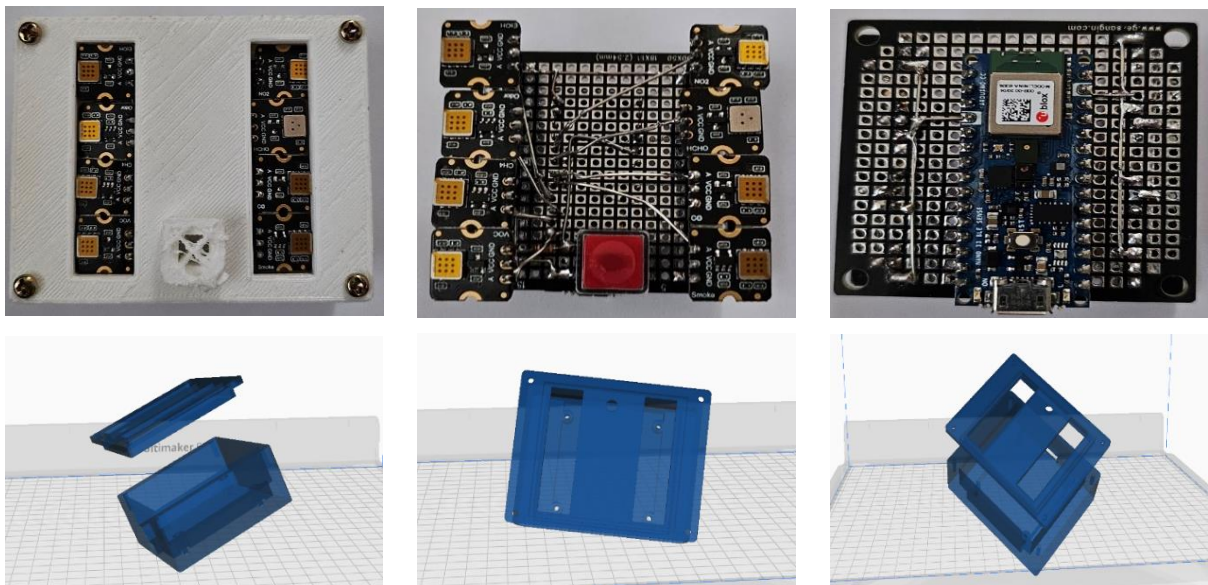
2. 제품 개요

A. 날숨 측정

이 시스템은 차량 내의 날숨 가스를 측정하여 사용자의 신원을 확인합니다. 이는 고유한 생체적 특징을 기반으로 하므로 보안성이 뛰어납니다. 시스템은 차량 내부의 의자 시트 위에 설치되어 사용할 수 있고, 여러 종류의 가스를 인식할 수 있는 가스 센서를 이용해 사용자의 날숨을 실시간으로 측정합니다. 이 센서는 사용자의 호흡을 통해 배출되는 다양한 가스를 감지할 수 있으며, 이를 통해 개개인의 가스 밀도의 차이들을 수집할 수 있습니다. 날숨 측정은 비침습적 방법으로, 사용자의 편의성을 높이면서도 보다 정확한 데이터를 수집할 수 있습니다.

B. 정보 획득

가스 센서를 통해 측정된 날숨 데이터는 사용자의 호흡 속에 포함된 가스의 종류와 농도를 기반으로 다양한 정보를 제공합니다. 사람의 호흡을 통해 배출되는 가스는 정말 다양한데, 저희 시스템에서는 일산화탄소(CO), 이산화질소(NO₂), HCHO, 메테인, VOC, Smoke, Odor, 에탄올과 같은 특정 가스 성분이 포함된 데이터를 측정합니다. 날숨 측정을 통해 얻은 정보는 시스템에 의해 분석되고 사용자의 데이터베이스와 대조됩니다.



아두이노 회로 및 3D 프린트 사용

C. 데이터 분석

1. 데이터 준비:

수집된 데이터를 다음과 같은 형식으로 구성하였습니다

	VOC	CH4	Odor	EtOH	Smoke	CO	HCHO	NO2	IDENTITY
0	134	111	12	433	178	824	277	224	민성_음주X
1	133	264	7	436	216	811	271	221	민성_음주X
2	131	262	6	443	232	790	280	217	민성_음주X
3	134	260	7	450	236	767	287	212	민성_음주X
4	132	252	8	454	237	751	283	208	민성_음주X
...
7070	42	67	1	136	91	94	64	33	익근_음주X
7071	42	71	1	137	89	90	66	34	익근_음주X
7072	47	70	1	136	95	91	65	35	익근_음주X
7073	44	74	1	138	97	94	65	35	익근_음주X
7074	42	74	2	139	97	84	66	34	익근_음주X

7075 rows × 9 columns

2. 데이터 전처리:

(1) 결측치 처리

수집된 데이터에서 결측치가 있는지 확인하였습니다. 모든 측정치에 대해 결측치가 존재하지 않음을 확인하였습니다.

```
VOC      0
CH4      0
Odor     0
EtOH     0
Smoke    0
CO       0
HCHO     0
NO2      0
IDENTITY 0
dtype: int64
```

(2) 이상치 탐지 및 처리

Z-점수를 사용하여 이상치를 탐지하고 처리하였습니다. Z-점수(Z-score)는 통계학에서 사용되는 개념으로, 어떤 데이터 포인트가 그 데이터 집합의 평균으로부터 얼마나 떨어져 있는지를 나타냅니다. 간단히 말해, Z-점수는 데이터 포인트가 평균에 비해 얼마나 “표준적”이거나 “비표준적”인지를 알려줍니다. 이를 통해 데이터 포인트가 전체 데이터 집합에서 얼마나 특이한지를 판단할 수 있습니다. Z-점수가 3 이상인 데이터를 이상치로 간주하고 제거하였습니다. 7075개에서 6826개로, 약 200개의 데이터가 제거되었습니다.

	VOC	CH4	Odor	EtOH	Smoke	CO	HCHO
0	4.900953	0.650944	5.500506	1.243822	0.691257	1.230275	0.604944
1	4.837180	0.542294	3.027791	1.267121	0.442027	1.190961	0.621381
2	4.709635	0.526696	2.533248	1.321485	0.337087	1.127453	0.596725
3	4.900953	0.511098	3.027791	1.375850	0.310853	1.057897	0.577548
4	4.773408	0.448707	3.522334	1.406915	0.304294	1.009510	0.588506
...
7070	0.966125	0.994098	0.060533	1.062773	1.261864	0.977378	1.188478
7071	0.966125	0.962902	0.060533	1.055007	1.274981	0.989475	1.182999
7072	0.647262	0.970701	0.060533	1.062773	1.235629	0.986451	1.185739
7073	0.838580	0.939505	0.060533	1.047241	1.222511	0.977378	1.185739
7074	0.966125	0.939505	0.555076	1.039474	1.222511	1.007620	1.182999

	N02
0	0.399093
1	0.407248
2	0.418123
3	0.431716
4	0.442590
...	...
7070	0.918339
7071	0.915621
7072	0.912902
7073	0.912902
7074	0.915621

	VOC	CH4	Odor	EtOH	Smoke	CO	HCHO	N02	IDENTITY
100	103	146	6	471	224	252	120	99	민성_음주X
117	103	136	6	462	207	223	106	97	민성_음주X
120	104	133	6	461	213	212	105	98	민성_음주X
125	98	139	6	448	242	203	145	111	민성_음주X
127	104	131	6	454	218	212	102	97	민성_음주X
...
7070	42	67	1	136	91	94	64	33	익근_음주X
7071	42	71	1	137	89	90	66	34	익근_음주X
7072	47	70	1	136	95	91	65	35	익근_음주X
7073	44	74	1	138	97	94	65	35	익근_음주X
7074	42	74	2	139	97	84	66	34	익근_음주X

6826 rows × 9 columns

3. 데이터 탐색적 분석(EDA):

데이터의 분포와 특성을 시각화하여 분석하였습니다.



4. 특성 추출 및 선택:

모델 학습에 필요한 주요 특성으로 VOC, EtOH, Smoke, HCHO 농도를 선택하였습니다.

```
X = df[['VOC', 'EtOH', 'Smoke', 'HCHO']]  
y = df['IDENTITY']
```

5. 머신러닝 모델 개발:

(1) 데이터 분할

데이터를 학습용과 테스트용으로 분할하였습니다.

```
from sklearn.model_selection import train_test_split  
  
# 데이터 분할  
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2, random_state=0)
```

(2) 데이터 스케일링

데이터를 표준화하여 모델의 성능을 향상시켰습니다.

```
from sklearn.preprocessing import StandardScaler  
  
scaler = StandardScaler()  
X_train_scaled = scaler.fit_transform(X_train)  
X_test_scaled = scaler.transform(X_test)
```

(3) 모델 학습 및 평가

K-최근접 이웃(K-NN) 알고리즘을 사용하여 모델을 학습시켰습니다. K-NN 알고리즘은 머신러닝에서 데이터를 가장 가까운 유사 속성에 따라 분류하여 데이터를 분류하는 기법입니다. 예를 들어, A라는 사람과 가장 유사한 속성을 지닌 사람이 '영웅(Hero)'이라고 하면, A는 '영웅'일 것이라고 추정하는 방식입니다. 만약 A가 '빌런(Villain)'과 가까운 속성을 가지고 있다면 A를 '빌런'일 것이라고 추정할 수 있습니다. 99.7%의 정확도를 지님을 확인할 수 있습니다.

```
[11] from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier
      from sklearn.metrics import accuracy_score, classification_report

      # 모델 학습
      model = KNeighborsClassifier(n_neighbors=3)
      model.fit(X_train_scaled, y_train)

      # 예측
      y_pred = model.predict(X_test_scaled)

      # 모델 평가
      print(f'Accuracy: {accuracy_score(y_test, y_pred)}')
      print(classification_report(y_test, y_pred))
```



Accuracy: 0.9969879518072289

	precision	recall	f1-score	support
민성_음주0	1.00	1.00	1.00	463
민성_음주X	0.99	1.00	1.00	201
accuracy			1.00	664
macro avg	1.00	1.00	1.00	664
weighted avg	1.00	1.00	1.00	664

6. 모델 하이퍼파라미터 튜닝:

GridSearchCV를 사용하여 최적의 하이퍼파라미터를 찾았습니다. GridSearchCV란 머신러닝에서 모델의 성능 향상을 위해 쓰이는 기법 중 하나입니다. 사용자가 직접 모델의 하이퍼파라미터의 값을 리스트로 입력하면 값에 대한 경우의 수마다 예측 성능을 측정 평가하여 비교하면서 최적의 하이퍼파라미터 값을 찾는 과정을 진행합니다. 최적의 하이퍼파라미터 값은 3입니다.

```
from sklearn.model_selection import GridSearchCV

# 하이퍼파라미터 튜닝
param_grid = {'n_neighbors': [3, 5, 7, 9]}
grid = GridSearchCV(KNeighborsClassifier(), param_grid, cv=5)
grid.fit(X_train, y_train)

# 최적의 하이퍼파라미터 및 성능 확인
print(f'Best parameters: {grid.best_params_}')
print(f'Best cross-validation score: {grid.best_score_}')
```

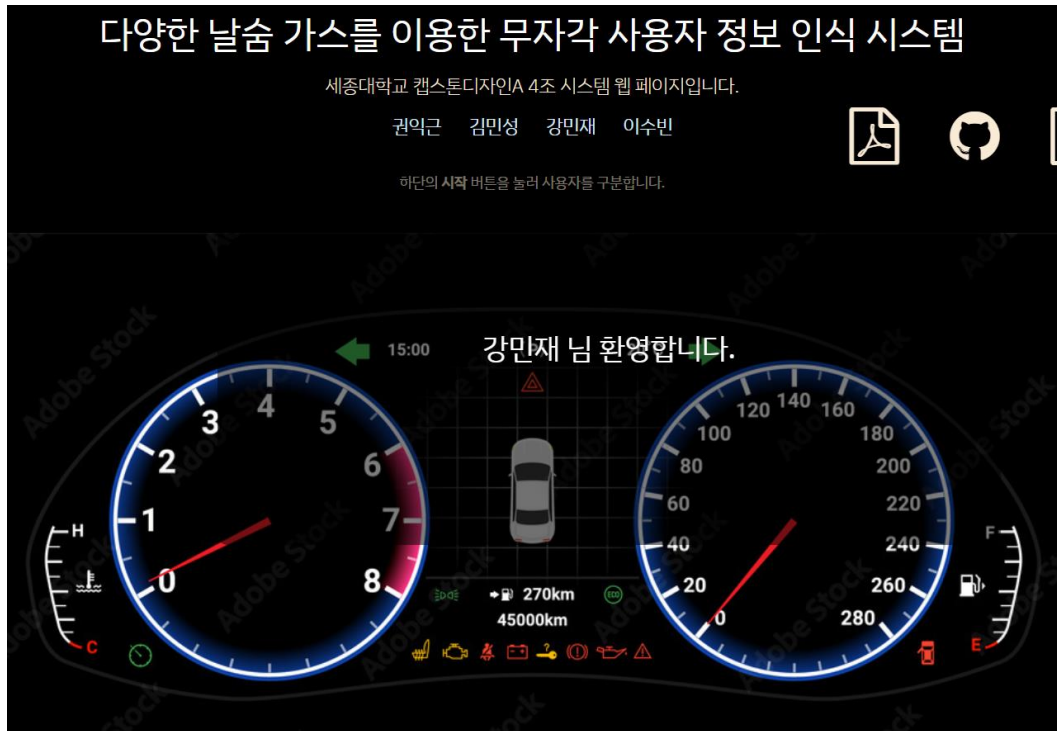
```
Best parameters: {'n_neighbors': 3}
Best cross-validation score: 0.9977394023380592
```

D. 유저 인식

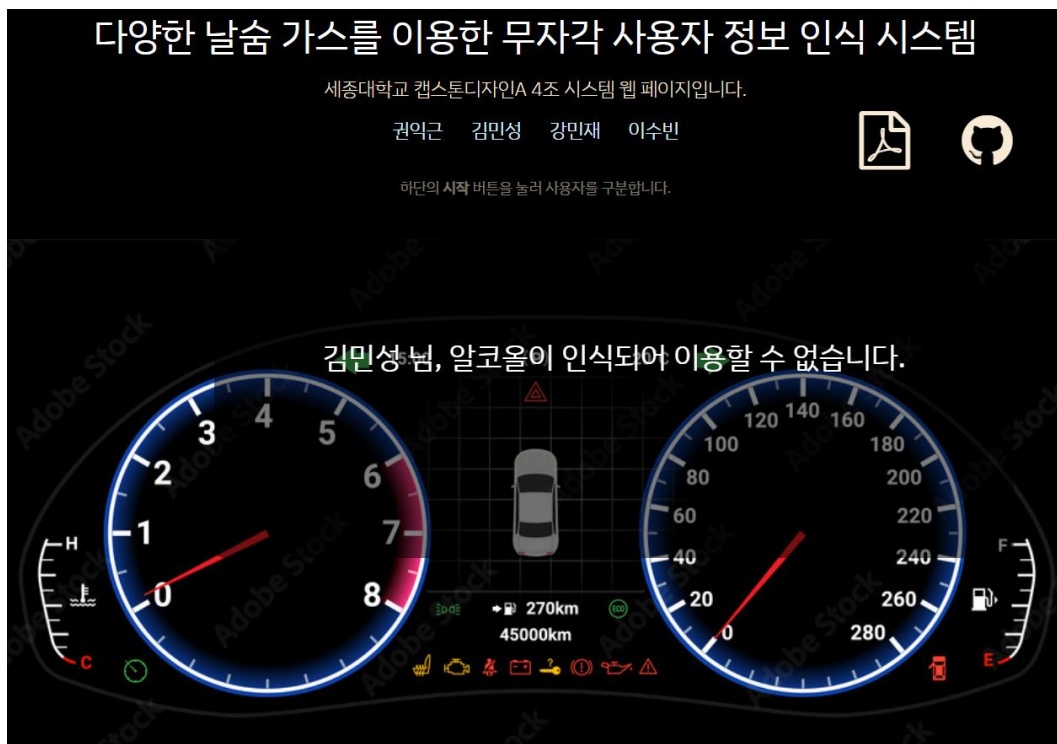
데이터 분석을 통해 차량 내의 사용자를 구분할 수 있습니다. 시스템 웹 페이지 화면을 통해 사용자인지 아닌지를 나타냅니다. 차량 사용 권한이 부여되어 있는 사용자의 데이터와 일치하면 시스템은 차량의 사용 권한을 부여하고 사용자는 차를 이용할 수 있게 됩니다. 이 시스템을 통해 차량 사용 권한뿐만 아니라 부가 기능을 더할 수 있다면 개인화된 운전 환경 설정, 그리고 맞춤형 서비스 제공이 가능합니다. 예를 들어, 특정 사용자가 차량에 탑승하면 선호하는 좌석 위치, 간격, 온도 설정, 음악 재생 목록 등이 자동으로 설정됩니다.



사용자 인식 화면



알코올이 측정되지 않았을 때 사용자 인식 화면



알코올이 측정되었을 때 사용자 인식 화면

3. 제품의 장점

A. 높은 보안성

이 제품은 낄숨 측정을 통해 사용자를 인식하므로 높은 보안성을 제공합니다. 낄숨은 개개인마다 고유한 특성을 갖고 있으며, 이를 측정하여 사용자를 식별함으로써 생체적 특징을 기반으로 한 인증을 실현합니다. 이는 기존의 물리적인 인증 수단에 비해 더욱 안전하며, 타인이 사용자의 식별 정보를 훔쳐서 차량을 접근하는 것을 방지합니다. AI 기술을 활용하여 낄숨 데이터를 신속하게 분석하고 사용자를 식별합니다. 이를 통해 사용자의 인식 속도가 빨라지며, 차량 사용의 대기 시간이 크게 줄어듭니다. 또한, 정확한 분석을 통해 잘못된 사용자를 식별하는 확률이 낮아져 차량 보안성이 높아집니다.

B. 편의성

이 시스템은 사용자가 별도의 인증 과정을 거치지 않고도 차량을 사용할 수 있도록 합니다. 사용자는 차량에 접근하고 낄숨을 측정함으로써 자연스럽게 차량을 제어할 수 있습니다. 비밀번호, 홍채, 지문은 모두 사용자가 인증을 자각하고 수행되지만, 낄숨 가스는 숨을 내뿔기만 하면 되기 때문에 도난 방지뿐만 아니라, 시스템이 사용자를 주기적으로 인식하여 판별하는데 큰 도움이 되고 이는 사용자들에게 편의성을 제공하며, 복잡한 인증 절차를 거치지 않아도 되어 일상적인 이용이 용이합니다.

C. 주기적인 사용자 건강 모니터링

낄숨 가스로 사용자의 건강 상태를 파악하기 위해 활발하게 연구가 이뤄지고 있다. 초기 기술이지만, 인공지능의 발전과 함께, 데이터가 쌓여간다면 인증뿐만 아니라, 사용자의 건강을 모니터링 할 수 있을 것이다.

4. 제품으로 인한 결과

A. 기대효과

1. 도난 사고 감소: 이 제품의 도입으로 인해 차량 보안이 강화되어 도난 사고의 발생이 줄어들 것으로 기대됩니다. 날숨 측정 기술을 활용한 사용자 인식은 기존의 인증 방법보다 더욱 안전하며, 이로 인해 도난 사고의 위험이 감소할 것으로 예상됩니다.

2. 차량 소유자의 안전감 증가: 차량 소유자들은 이 제품을 통해 차량의 보안이 강화되고 도난 사고의 위험이 줄어든다는 점에서 안전감을 느낄 것으로 기대됩니다. 이는 차량을 보다 안전하게 보호할 수 있고, 소유자들에게 더 큰 신뢰를 제공할 것입니다.

B. 한계점

1. 개인 정보 보호: 날숨 측정을 통한 사용자 인식은 개인 정보 보호 문제를 야기할 수 있습니다. 사용자의 생체 정보를 수집하고 저장함에 따라 이를 보호하는데 필요한 안전 조치와 법적 규제가 요구됩니다. 사용자의 개인 정보를 적절히 보호하는 것이 매우 중요합니다.

2. 비용과 시장 수용성: 이러한 고급 보안 시스템은 추가 비용이 들 수 있으며, 이로 인해 시장 수용성에 제약을 받을 수 있습니다. 소비자들이 추가 비용을 감수하고 새로운 기술을 받아들일지에 대한 불확실성이 있습니다. 따라서 가격 정책과 소비자 교육이 필요합니다.