



### 공학석사 학위논문

# IoT 센서 어레이를 이용한 인공지능 기반 신뢰성 악취 및 유해가스 모니터링 시스템 연구

Research on Reliable Odor and Harmful Gas Monitoring System Based on Artificial Intelligence using IoT Sensor Array

## 울산대학교대학원

전기전자컴퓨터공학과

## 강 세 종

# IoT 센서 어레이를 이용한 인공지능 기반 신뢰성 악취 및 유해가스 모니터링 시스템 연구

Research on Reliable Odor and Harmful Gas Monitoring System Based on Artificial Intelligence using IoT Sensor Array

## 지도교수 김종면

이 논문을 공학석사 학위 논문으로 제출함

### 2020년 1월

울산대학교대학원

전기전자컴퓨터공학과

### 강세 종

강세종의 공학석사 학위논문을 인준함

심사위원장 권 영 근 #221 ) (m) 심사위원 김 종 면 심사위원 윤 석 훈

# 울산대학교대학원

# 2020년 1월

[감사의 글]

짧고도 길었던 2년간의 석사 과정을 끝내고 졸업을 앞두게 되었습니다. 부족함이 많은 모습으로 입학했지만 많은 분들이 도와주신 덕분에 무사히 졸업을 준비할 수 있었습니다.

학문적인 지도를 비롯해 다양한 방면에서 한 단계 성장할 수 있도록 기회 를 주시고 지도해주신 지도교수 김종면 교수님께 가장 큰 감사의 말씀을 드 립니다. 또한 본 논문의 연구에 아낌없이 도움을 주신 임기창 박사님과 손동 구, 정인규, 김재영, 김영훈을 비롯하여 대학원 생활에 지치지 않게 항상 힘 이 되어준 김유현, 이상민, 최민기, 조주현 외 모든 연구실 분들에게 감사드 립니다.

마지막으로 항상 멀리서도 힘든 일, 기쁜 일에 동감하고 응원해주신 어머 니와 아버지, 누나와 매형들, 모든 우리 가족들에게 진심으로 고마운 마음을 전하고 이 결실을 함께 나누겠습니다.

#### 2020년 1월 강세종올림

# IoT 센서 어레이를 이용한 인공지능 기반 신뢰성 악취 및 유해가스 모니터링 시스템 연구

가스 누출로 인해 발생하는 안전사고를 방지하기 위해 대부분 산업 현장에서는 가스 감 지기 또는 조기 경보시스템을 구축하고 있다. 가스 누출을 감지하기 위한 가스 센서는 감지 원리에 따라 전기화학식, 반도체식, 접촉연소식, 광학식 등으로 분류되며 센서의 4S 조건인 주요 인자로는 감도(Sensitivity), 선택성(Selectivity), 안정도(Stability), 속도(Speed)가 있 다. 가스 센서 중 대표적으로 사용되는 전기화학식의 경우 4S가 모두 우수하므로 산업용 가 스 센서로 주로 사용되고 있지만, 고가인 단점으로 인해 가스 측정 장비나 조기 경보 시스 템의 구축 비용을 높이는 주된 원인으로 자리 잡고 있다. 반면에 반도체식 가스 센서는 낮 은 안정도와 선택성으로 인해 신뢰성 있는 가스 감지 및 농도 측정이 어려운 단점이 있지 만, 전기화학식 가스 센서만큼 우수한 감도와 속도를 갖추면서 비용이 저가인 장점이 있다. 그러므로 반도체식 가스 센서의 안정도와 선택성을 보완하여 전기화학식 가스 센서를 대체 한다면 산업용 가스 센서로서 더욱 큰 가치를 기대할 수 있다. 이와 관련하여 활발한 연구 및 개발이 이루어지고 있으나 가스 센서의 모 재료와 촉매, 내부저항을 변경하는 등 대부분 물리적인 방면의 연구로 진행되고 있다.

본 논문에서는 반도체식 가스 센서의 낮은 안정도와 선택성을 보완하기 위해 센서의 물 리적 요소를 변경하지 않고 여러 개의 가스 센서를 조합한 센서 어레이(Sensor Array)와 ANN(Artificial Neural Network) 알고리즘을 사용한다. 또한 이를 통해 신뢰성 있는 가스 감지 및 농도 측정이 가능한 실시간 악취 및 유해가스 모니터링 시스템을 함께 제안한다.

센서 어레이는 서로 다른 반도체식 가스 센서 6개로 구성되며 낮은 선택성으로 인해 한 개의 가스 센서가 여러 종류의 가스에 반응하는 교차 반응성을 역으로 이용하여 한 개의 가 스에 대해 반응하는 6개 센서의 측정값을 해당 가스에 대한 패턴으로 생성한다. ANN 알고 리즘에서는 이러한 패턴을 기준으로 가스 종류를 분류하는 모델을 생성하며 입력 특징으로 센서 어레이에서 측정한 6개의 센서 측정값(ADC Value)의 비율로 추출한 조성비 값(Ratio Value) 30개를 사용함으로써 신뢰성 높은 가스 분류 모델을 생성한다. 이때, 실시간 모니터 링이 요구되는 시스템에 적합하도록 Genetic Algorithm으로 상관관계가 높은 조성비 값을 선택해 ANN 분류 모델의 생성 및 분류 시의 입력 특징으로 사용함으로써 ANN의 연산속 도를 향상한다. 또한 단일 가스의 다양한 농도에서 측정한 센서 어레이의 6개 센서 측정값 과 Convolution Neural Network 구조의 인공신경망으로 회귀 모델을 생성하여 단일 가스 의 농도를 추정한다.

실시간 악취 및 유해가스 모니터링 시스템은 가스를 측정하는 데이터 수집 장치와 데이 터베이스, 데이터 취득 및 분석 프로그램, 모니터링 프로그램으로 구성된다. 데이터 수집 장 치는 지그비(Zigbee)방식으로 서버와 무선통신이 가능하며 Micro Control Unit 역할의 아 두이노(Arduino), Figaro 社의 TGS 시리즈 센서 6개로 구성된 센서 어레이, 가스 흡입용 에어 펌프 모터(Air Pump Motor)로 구성된다. 데이터 취득 및 분석 프로그램을 통해 데이 터 수집 장치에서 데이터를 취득하며 가스 분류 및 농도 추정 알고리즘으로 가스 분류 및 농도를 계산하고 해당 결과를 데이터베이스에 저장한다. 모니터링 프로그램에서는 데이터베 이스를 조회하여 실시간 및 특정 날짜의 결과를 출력한다.

본 논문에서는 제안한 악취 및 유해가스 모니터링 시스템은 센서 어레이와 ANN 알고리 즘을 통해 반도체식 가스 센서의 안정도와 선택성을 보완함으로써 신뢰성 있는 가스 감지 및 농도 측정 성능을 확인할 수 있으며, 이는 반도체식 가스 센서를 이용한 산업용 가스 측 정 장비와 조기 경보시스템의 다양한 활용 가능성을 높이는데 이바지할 것으로 예상한다.

**주제어 :** 악취, 유해가스, 가스 센서, 분류, 회귀, 농도, 가스 센서, 조성비, 센서 어레이, 반도 체식 센서, Artificial Neural Network, Convolution Neural Network, Genetic Algorithm, 아두이노, 모니터링 시스템

모.	ラレ
$\overline{\neg}$	~r

### [국문 요약]

1. 서론	
1.1 연구 목적 및 필요성 1.2 논문의 구성	······ 1
2. 배경	
2.1 반도체식 가스 센서 ···································	
2.1.1 검지 원리	
2.1.2 초기 동작 특성	
2.2 반도체식 가스 센서에 대한 기존 연구 ······      2.2.1 가스 센서 기반의 연구 ······	······7
2.2.2 인공신경망 알고리즘 기반의 연구	7
3. 가스 분류 및 농도 추정 알고리즘	9
3.1 센서 어레이 구성	9
3.2 조성비 특징 생성	
3.3 가스 분류 알고리즘	
3.3.1 Genetic Algorithm을 이용한 특징 선택 ······	
3.4 가스 동노 주정 알고리슴	
3.5 실험 완성 ······	
3.0 실업 결과 ···································	
3.0.1 가스 눈ㅠ 들고니금	21
3.7 결론	
4. 악취 및 유해가스 모니터링 시스템	
4.1 데이터 수집 장치	
4.2 데이터베이스	
4.3 데이터 취득 및 분석 프로그램	
4.4 모니터링 프로그램	
4.4.1 홈 탭	
4.4.2 수집 장치 탭	

5.	결론	39
참고	문헌	10
영문	요약	13

그림	1-1. 가스 조기 경보 시스템의 프로세스
그림	2-1. 반도체식 가스 센서의 화학작용 단계
그림	2-2. TGS-2602 센서의 반응 특성
그림	2-3. ME3-NH3 가스 센서의 NH3 농도에 따른 반응 특성
그림	2-4. 반도체식 가스 센서의 통전시간에 따른 저항 변화
그림	2-5. 가스의 흡착 온도
그림	2-6. 온도변환 방식의 다차원 데이터 취득
그림	3-1. 센서 어레이 구조
그림	3-2. 반도체식 가스 센서의 반응 패턴
그림	3-3. 두 경우의 취득환경에서 센서값 변화
그림	3-4. 두 경우의 취득환경에서 센서값 조성비 변화
그림	3-5. H2S의 농도에 따른 ADC값의 변화
그림	3-6. H2S의 농도에 따른 Ratio값의 변화13
그림	3-7. 가스 분류 알고리즘 개념도
그림	3-8. ANN 분류 모델 학습 단계
그림	3-9. 가스 분류 흐름도
그림	3-10. H2S에 대한 센서 어레이의 측정값 변화
그림	3-11. 가스 농도 추정 알고리즘 개념도
그림	3-12. 실험 환경
그림	3-13. 에어 펌프 모터와 테들러 백을 이용한 가스 복합
그림	3-14. Raw 데이터를 적용한 분류 결과
그림	15 Ratio 데이터를 적용한 분류 결과
그림	3-16. 조성비 특징을 사용하지 않은 결과
그림	3-17. 조성비 특징을 사용한 결과
그림	3-18. PCA의 특징 추출 시각화
그림	3-19. PCA로 선택한 특징3개를 적용한 분류 결과
그림	3-20. GA의 특징 선택 시각화
그림	3-21. GA로 선택한 특징3개를 적용한 분류 결과
그림	3-22. Raw 데이터를 사용한 복합 가스 분류 결과
그림	3-23. Ratio 데이터를 사용한 복합 가스 분류 결과
그림	4-1. 악취 유해가스 모니터링 시스템의 흐름도
그림	4-2. 가스 데이터 수집 장치의 흐름도
그림	4-3. 가스 데이터 수집 장치의 구성
그림	4-4. 데이터베이스 구성
그림	4-5. 데이터 취득 및 분석 프로그램 흐름도
그림	4-6. 가스 분류 및 농도추정 알고리즘 흐름도
그림	4-7. 모니터링 프로그램의 홈 화면
그림	4-8. 수집 장치 선택 버튼

그림	4-9	수집 기	장치 !	목록	•••••	 			 •••••	36
그림	4-10.	수집	장치	탭 상	성 버튼	 		••••••	 	37
그림	4-11.	수집	장치	탭		 	••••••		 •••••	37
그림	4-12.	조회	날짜	선택	•••••	 			 	37
그림	4-13.	표시	간격	선택	•••••	 			 	38
그림	4-14.	표시	종류	선택		 			 	38

표 목차

표	1-1.	가스 센서 종류
표	2-1.	반도체식 가스 센서 개발의 역사
표	3-1.	센서 어레이 구성 가스 센서
표	3-2.	분류 모델의 구조 및 하이퍼 파라미터
표	3-3.	농도 추정 모델의 구조 및 하이퍼 파라미터
표	3-4.	단일 표준가스 리스트
표	3-5.	2종 복합 표준가스 리스트 ~~~~~ 20
표	3-6.	3종 분류 모델의 실험 결과
표	3-7.	단일 표준가스 리스트 ~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~
표	3-8.	단일 표준가스 리스트 ~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~
표	3-9.	2종 복합 표준가스 리스트 ~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~
표	3-10	. 기본 ANN 구조를 사용한 농도 추정 결과
표	3-11	. CNN 모델을 사용한 농도 추정 결과
표	4-1.	데이터베이스 테이블 정보
표	4-2.	모니터링 프로그램의 기능리스트 ~~~~~ 35

### 1. 서론

#### 1.1 연구 목적 및 필요성

화학 공장에서는 제조 과정의 부산물로서 다양한 유해 가스가 생성된다. 또한 최근에는 화학 공장이 밀집된 국가산업단지의 산업 설비들이 노후화가 진행되고 있으며 이로 인해 배 관, 밸브, 플랜지 등에서 누출 및 유출, 화재, 악취 발생과 같은 가스와 관련된 사고가 빈번 히 발생하고 있다. 화학안전정보공유시스템(CSC)에 따르면 2014년부터 2018년까지 지난 5 년간 전국에서 총 471건의 화학 사고가 발생하였으며[1] 이 중 가스누출로 인해 발생한 사 고가 357건으로 전체 사고의 76%로서 가장 많은 사고 유형을 차지하고 있다. 이러한 산업 현장에서의 화학물질 누출로 인한 안전사고를 예방하기 위해서 유해가스를 측정하는 가스 감지기와 실시간 모니터링이 가능한 조기 경보 시스템의 수요가 날로 증가하고 있다.

가스 누출 방지에 사용되는 조기 경보 시스템의 프로세스는 그림 1-1과 같이 크게 3단계 로 구성된다[2-3]. 첫 번째 단계인 가스 측정 및 감지에서는 현장의 곳곳에 설치된 가스 센서 또는 가스 감지기로 유해가스의 발생과 그 농도를 감지하고 수집된 정보를 게이트웨이 와 같은 중계기를 통해 중앙 서버로 전달한다. 두 번째 단계인 중앙 서버에서는 수집된 정 보가 데이터 저장소에 저장되며 해당 정보를 분석하여 악취 및 유해가스의 발생 현황을 중 앙 통제실에서 모니터링 하게 된다. 이때 데이터 분석을 통해 수집된 정보에서 위험 정도를 결정하고 그에 따른 경보 발생 여부를 판단한다. 경보가 발생하게 되면 배관 잠금, 대피 명 령 등 세 번째 단계인 긴급 조치 과정이 진행된다. 이러한 일련의 조기 경보 시스템의 프로 세스가 진행되는 시작점은 가스 측정 및 감지 단계이며 시스템에서 가장 중요한 부분으로 볼 수 있으므로 정확한 가스 측정 및 감지부터 이루어져야 최종적으로 신뢰성 높은 조기 경 보 시스템을 구축할 수 있게 된다. 이를 위해서는 특정 가스에 대해서 선택적이고 민감하게 반응하는 특성을 가진 가스 센서가 필요하며 더불어 소형화, 집적화, 다기능화 등의 다양한 조건이 함께 요구된다.



그림 1-1. 가스 조기 경보 시스템의 프로세스

가스 센서는 가스의 검출 방식에 따라 크게 전기화학식, 접촉연소식, 반도체식, 광학식 가 스 센서로 구분하며 성능과 밀접한 주요 인자로는 감도(Sensitivity), 선택성(Selectivity), 안정도(Stability) 및 속도(Speed)가 있으며 이를 4S 조건이라고 한다[4-5]. 표 1-1은 각 가스 센서의 종류별로 4S 조건에 대한 특성을 나타낸다. 전기화학식 가스 센서는 전해질 내 에서 양극과 음극의 산화 환원 반응에 의해 발생하는 전류 값의 변화를 감지하며 감도, 선 택성, 안정도, 속도 모두 우수한 특성을 보이기 때문에 주로 산업용 센서로 사용된다. 접촉 연소식 가스 센서는 가연성 가스와 산소와의 반응열을 전기신호로 변환하여 가스의 유무 및 농도를 감지하는 방식이다. 주위 수증기나 습도, 온도변화에 대해 안정적이기 때문에 가연 성 가스 경보기에 주로 사용되나 고농도의 가스는 검출이 어려운 단점이 있다. 반도체식 가 스 센서는 세라믹 반도체 표면에 가스가 접촉했을 때의 전기전도도 변화를 이용하는 방식이 다. 대부분의 유독가스 및 가연성 가스에 반응하며, 검출 회로의 구성이 간단하여 제작이 용이하고 대량생산이 가능한 장점이 있다. 하지만 선택성과 안정도가 낮기 때문에 표적 가 스와 농도를 감지하기 어려운 단점이 있어 주로 표적 가스의 존재 유/무를 감지하는 용도로 사용된다. 광학식 가스 센서는 가스 분자의 광 흡수도를 측정하여 농도로 환산하는 방식으 로, 대표적으로 비분산적외선(NDIR) 방식이 사용된다. 전기화학식에 비해서도 높은 측정 정 밀도와 낮은 소모전력 등이 장점이나 크기가 큰 단점이 있다.

구분	전기화학식	접촉연소식	반도체식	광학식	
모식도		A set	1001	South N Service State	
감도	사	रूं।	۸۱-	즈	
(Sensitivity)		υr		ठ	
선택성	사	रू]	रूरि	사	
(Selectivity)		υr	or	<u> </u>	
안정도	사	주	हो.	사	
(Stability)	<u> </u>	0		<u> </u>	
속도	사	주	사	ਨੀ-	
(Speed)	<u> </u>	0	<u> </u>	 	
크기	소	소	소	대	
가격	코	<u>저</u>	<u>저</u>	코	

표 1-1. 가스 센서 종류

전기화학식 센서의 경우 가스 센서의 4S 조건을 모두 만족하고 크기가 작은 장점으로 가 스 조기 경보 시스템에 주로 사용되고 있지만[6] 다른 가스 센서들보다 가격이 높은 단점 으로 인해 시스템의 구축 비용을 높이는 직접적인 원인이 되고 있다. 이러한 조기 경보 시 스템의 높은 구축 비용에 대한 문제를 해결하기 위해서는 다른 센서로 전기화학식 센서를 대체하는 방안이 필요한 실정이다.

반도체식 센서의 경우 전기화학식 센서와 동일한 성능인 감도 및 속도 특성을 갖추고 있 으면서 소형이고 저가인 장점이 있다. 하지만 선택성과 안정도 특성이 낮은 단점이 있기 때 문에 이를 보완하기 위해 가스 센서의 모 재료와 촉매, 부가저항 변경 등 물리적으로 다양 한 방면의 연구개발이 진행 중이다[7-9].

본 논문에서는 반도체식 가스 센서의 단점인 낮은 선택성과 안정도를 개선할 방안으로 센 서 어레이(Sensor Array)를 활용한 ANN(Artificial Neural Network) 알고리즘을 제안한 다. 반도체식 가스 센서의 낮은 선택성을 역으로 활용함으로써 센서 어레이에서 표적 가스 에 대한 다수의 센서 측정값을 취득하고 이를 패턴화 할 수 있게 된다. 센서 어레이의 측정 값으로부터 조성비 특징을 생성하게 되고 ANN 알고리즘에 적용함으로써 반도체식 가스 센 서의 낮은 가스 선택성을 보완하게 된다. 이때, GA(Genetic Algorithm)로 상관관계가 높은 특징들을 선택한 후 ANN 알고리즘에 적용하여 연산량을 줄임으로써 실시간 모니터링이 필 요한 시스템에 최적화하고자 한다. 또한, 센서 어레이의 측정값과 CNN(Convolution Neural Network) 구조의 인공신경망을 활용하여 회귀 모델을 생성하여 반도체식 가스 센 서를 사용한 단일 가스의 농도 측정을 가능하게 한다.

본 논문에서는 이와 같은 가스 분류 및 농도 추정 알고리즘을 적용한 악취 및 유해가스 모니터링 시스템을 함께 제안한다. 시스템은 가스를 측정하는 데이터 수집 장치와 데이터베 이스, 데이터 취득 및 분석 프로그램, 모니터링 프로그램으로 구성된다. 데이터 수집 장치는 지그비(Zigbee) 통신으로 서버와 무선 통신이 가능하고 Micro Control Unit 역할의 아두이 노(Arduino)와 Figaro 社의 TGS 시리즈 센서 6개로 구성한 센서 어레이, 가스 흡입용 에 어 펌프 모터(Air Pump Motor)로 구성된다. 데이터 수집 장치에서 취득한 데이터는 서버에 서 가스 분류 및 농도 추정 알고리즘을 통해 가스 분류 및 농도를 계산하고 데이터베이스에 저장된다. 모니터링 프로그램에서는 데이터베이스를 실시간으로 조회하며 가스 종류 및 농 도를 출력하거나 사용자가 선택하는 날짜의 가스 종류 분류 및 농도 추정 결과를 출력한다.

#### 1.2 논문의 구성

본 논문은 다음과 같이 구성되어 있다. 2장에서는 반도체식 가스 센서의 특성과 기존에 연구된 반도체식 가스 센서의 개선 방법에 관해 설명하고, 3장에서는 본 논문에서 제안하는 가스 분류 및 농도 추정 알고리즘 및 실험 결과에 관해 설명한다. 4장에서는 제안한 알고리 즘을 적용한 악취 및 유해가스 모니터링 시스템을 설명하고, 마지막으로 5장에서 본 논문의 결론을 맺는다.

#### 2. 배경

현대사회에서 센서가 해내는 역할과 기능의 종류는 무수히 많으며 이를 기반으로 한 응용 분야는 산업, 생활, 환경 전반에서 놀랄 만큼 다양하게 확산되고 있다. 검지 대상별로 크게 나눈다면 물리 센서, 화학 센서, 생물 센서로 분류할 수 있으며 이 중 가스 센서는 화학 센 서의 한 종류로 인간이 가진 후각의 불완전성을 보완하는 인조 감각기관의 역할을 수행한 다. 이러한 가스 센서를 사용한 가스 누출 조기 경보시스템의 구축은 다양한 산업체에서의 안전사고 예방에 큰 효과를 보이지만 시스템에 사용되는 고가의 전기화학식 가스 센서로 인 한 시스템 구축 비용에 대한 부담이 큰 실정이다. 근래에는 이러한 부담을 완화하기 위해 전기화학식 가스 센서를 저가의 반도체식 가스 센서로 대체하려는 방안이 연구되고 있다.

#### 2.1 반도체식 가스 센서

오늘날의 고성능 가스 센서가 개발된 역사는 비교적 짧은 편이며 반도체식 가스 센서의 경우 주요 개발이 진행되어온 과정은 표 2-1과 같다[10]. 해당 표에서 보는 바와 같이 반 도체식 가스 센서는 벌크형, 후막형, 박막형, 마이크로형으로 점차 소형화된 형태로 개발되 고 있음을 알 수 있으며 최근에는 이들 센서를 여러 개 조합한 센서 어레이에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다[8-9].

년도	개발자	내용
1975	Lundstrom	<u>MOS형</u> 수소 가스 센서
1978	Nitta 등	<u>후막형</u> CO 가스 센서
1980	G. N. Adavani and A. G. Joran	<i>SnO</i> <sub>2</sub> <u>박막</u> 가스 센서
1986	A. Grisel and Demarne	<u>마이크로</u> 가스 센서

표 2-1. 반도체식 가스 센서 개발의 역사

#### 2.1.1 검지원리

반도체식 가스 센서는 대부분 대기 중에서 가열하여 사용되는 일이 많아 고온에서 안정한 금속산화물이 주로 사용된다. 반도체를 이용한 가스 검지의 기본원리는 세라믹 반도체 표면 에 가스가 접촉했을 때 발생하는 화학적인 상호작용에 의해 변화하는 전기전도도를 이용하 는 것이다. 이와 같은 화학작용은 그림 2-1과 같이 4가지 단계로 이루어진다[11]. 첫 번째 단계는 반도체 표면과 산소의 흡착이다. 반도체 표면에는 열에너지가 있을 때 자유로이 움 직이는 전자가 많이 있으며 여기에 산소가 흡착하면 전위장벽이 형성되어 표면의 전기전도 도가 낮아지게 된다. 두 번째 단계에서는 반도체 표면에 특정 가스가 흡착이 되고 세 번째 단계에서 특정 가스가 산화되면서 반도체 표면의 산소를 제거하게 된다. 이로 인해 반도체 표면의 전위장벽이 낮아지고 전기전도도는 높아지게 된다. 네 번째 단계에서 산소와 반응하 던 가스가 탈착되면 다시 반도체의 표면에 산소가 흡착하여 전위장벽이 높아지고 전기전도 도가 낮아지게 된다.



그림 2-1. 반도체식 가스 센서의 화학작용 단계

그림2-2는 반도체식 가스 센서 TGS-2602의 반응 특성을 나타낸다. 그래프의 X축은 가 스의 농도를 나타내며 Y축은 센서의 저항비(Rs/Ro)를 나타낸다. 이때, Rs와 Ro는 측정 농 도에서의 센서 저항치와 특정 농도에서의 센서 저항치를 나타낸다. 반도체 표면에서 가스와 반응하는 촉매의 종류를 조절하는 검지 원리로 인해서 해당 촉매와 반응하는 다수의 가스 종류에 대해 센서가 반응함을 알 수 있다.



그림 2-2. TGS-2602 센서의 반응 특성

그림2-3은 전기화학식 가스 센서 ME3-NH3에서 NH3의 농도에 따른 반응 특성을 나타 낸다. 전기화학식 가스 센서의 검지 원리는 전해질 내에서 양극과 음극의 산화/환원 반응에 의해 발생하는 전류 값의 변화를 이용하며 가스의 농도 변화에 따라 전류 값의 변화는 선형 에 가까운 모습을 나타낸다. 이로 인해서 전기화학식 가스 센서는 낮은 오차율로 가스의 농 도를 추정할 수 있지만 그림2-2의 반도체식 가스 센서의 경우에는 사용 환경에 따라 별도 의 저항비 계산이 필요하고 가스의 농도 변화와 비선형적이기 때문에 농도 추정의 오차율이 높아지게 된다. 이러한 이유로 현재 정확한 농도 측정이 필요한 산업현장에서는 전기화학식 가스 센서가 주로 사용되고 반도체식 가스 센서는 농도 측정이 불필요한 가정용 가스 누출



그림 2-3. ME3-NH3 가스 센서의 NH3 농도에 따른 반응 특성

#### 2.1.2 초기 동작 특성

반도체식 가스 센서는 온도에 따른 가스의 흡착 원리를 이용하여 검지하기 때문에 센서 내부의 히터에 전원을 가해서 계속 통전하는 상태와 중간에 전원을 중단한 상태의 센서 저 항은 많은 차이를 보인다[12]. 통전시간에 따른 가스 센서의 저항 변화는 그림 2-4와 같이 총 3단계로 나눌 수 있다. 첫 번째 단계에서는 히터에 전원이 인가됨에 따라 센서의 온도가 급격히 올라가게 되어 저항이 급격히 작아진다. 이후 산소가 흡착되는 온도가 되면 표면의 전위장벽이 높아지면서 저항이 증가하게 된다. 증가하는 저항은 바로 청정공기 중의 저항으 로 안정을 이루지 못하고 그보다 더 커졌다가 천천히 평형 저항에 도달하게 된다. 이처럼 센서가 안정화 되는 과정이 두 번째 단계이며 초기 통전으로부터 10분 정도 소요된 후 시 작된다. 세 번째 단계는 청정공기 중의 저항으로 평형화가 유지되는 과정이며 초기 통전으 로부터 2일 정도 소요된다. 반도체식 가스 센서의 이와 같은 특성은 무통전 시간동안 반도 체 표면에서 발생한 화학반응이 원인이기 때문에 평형 저항까지 도달하기까지 걸리는 시간 은 무통전 방치 시간이 길수록 오래 걸린다.



그림 2-4. 반도체식 가스 센서의 통전시간에 따른 저항 변화

#### 2.2 반도체식 가스 센서에 대한 기존 연구

반도체식 가스 센서는 검지 원리와 관련된 대부분의 유독가스 및 가연성 가스가 산소와 화학적으로 반응하는 점으로 인해 선택성이 낮은 문제점이 있다. 이를 해결하기 위해 가스 센서의 효과적인 물리적 구조를 개발하는 연구가 꾸준히 진행되고 있다[13-17]. 또한 근래 에는 인공신경망 알고리즘을 활용하는 방향의 연구도 진행되는 추세이다[7].

#### 2.2.1 센서 기반의 연구

반도체식 가스 센서는 그림 2-5와 같이 반도체 표면의 온도에 따라 흡착되는 특정 가스 의 종류가 달라진다. 이를 기반으로 센서 구동 온도를 특정 가스에 적절하게 최적화하여 다 른 가스에 대한 교차반응성을 낮추게 된다. 또한, 반도체 표면에 특정 가스에 대해 최적화 된 산화물 첨가제 도핑 등 별도의 촉매[18]를 사용함으로써 흡착속도를 빠르게 하고 해당 촉매의 양 조절과 가스와의 반응 유도 등으로 특정 가스에 대한 감도를 높이는 방안이 사용 된다[19-21].



그림 2-5. 가스의 흡착 온도

하지만 물리적 구조를 기반으로 한 기존 연구의 결정적인 한계는 제조 수율에서 나타난 다. 마이크로 형태로 점점 소형화 되어가는 반도체식 가스 센서의 제조에서 촉매와 히터의 공정 과정에 대한 추가적인 연구가 함께 필요한 것으로 보인다[22-24].

#### 2.2.2 인공신경망 알고리즘 기반의 연구

반도체식 가스 센서의 선택성을 보완하기 위해 단일 센서의 구동 방식[25]과 인공신경망 알고리즘[26-27]을 기반으로 하는 연구가 진행되고 있으며 그림 2-6과 같이 가스 센서의 온도를 변환시키며 주기적으로 측정한 데이터와 인공신경망 알고리즘을 통해 농도를 추정하 는 방법이 쓰이고 있다.



그림 2-6. 온도변환 방식의 다차원 데이터 취득

마이크로 컨트롤러로 히터의 동작과 정지를 반복시키며 센서의 온도를 변환하고 일정 주 기마다 센서의 값을 측정하며 취득한 다차원의 데이터는 PCA(Principle Components Analysis)와 같은 전처리과정을 거친 후 인공신경망에 사용된다. 하지만 이러한 방법은 다 차원의 데이터를 취득하기 위해 일정한 시간이 필수적으로 소요되며 센서의 일정한 온도 변 화를 장시간 유지하기 어렵기 때문에 지속적인 실시간 모니터링이 요구되는 시스템에 적용 하기에는 어려운 점들이 있다.

### 3. 가스 분류 및 농도 추정 알고리즘

본 논문에서는 여러 개의 반도체식 가스 센서를 복합하여 센서 어레이(Sensor Array)를 구성하고 조성비 특징을 생성하여 인공신경망 알고리즘에 적용함으로써 반도체식 센서의 낮 은 안정도와 선택성을 보완하는 방법을 제안하고자 한다.

#### 3.1 센서 어레이 구성

반도체식 가스 센서는 대부분의 유독가스 및 가연성 가스와 반응하는 특성으로 인해 선택 성이 낮은 문제점이 있다. 한 개의 센서가 여러 종류의 가스에 교차하여 반응한다는 점은 특정 가스만을 검지하는 부분에 있어서 큰 문제가 된다. 하지만 반대로 한 개의 가스에 여 러 개의 센서가 반응하는 특징으로 활용한다면 여러 개의 센서값을 특정 가스에 대한 패턴 으로 생성할 수 있게 된다.

본 논문에서는 Figaro 社의 가스 센서를 사용하여 센서 어레이를 구성하였으며 가스 센 서의 종류는 표 3-1과 같다. 주 검출 가스가 서로 다른 가스 센서 6개를 사용하면서 부 검 출 가스를 포함하여 최대한 많은 수의 가스 종류에 반응할 수 있도록 구성하였다.

종류	주 검출가스	부 검출가스
TGS-2600	СО	СН4, Н2, С2Н5ОН
TGS-2602	H2S	NH3, C7H8, H2
TGS-2603	CH3SH	H2S, C3H9N
TGS-2610	CH4	С3Н8, Н2, С2Н5ОН
TGS-2620	C2H5OH	CO, CH4
TGS-826	NH3	H2, C2H5OH

표 3-1. 센서 어레이 구성 가스 센서

아래 그림 3-1은 센서 어레이의 구조를 나타낸다. 각 센서마다 공간을 분리하고 통로를 연결하여 센서 어레이로 주입되는 가스가 모든 센서에 골고루 흡착될 수 있도록 하였다.



그림 3-1. 센서 어레이 구조

그림 3-2는 센서 어레이가 5종류의 가스(H2S, NH3, CH3SH, CO, CH4)에 대해 반응하 는 패턴을 나타낸다. 6개 센서 모두가 5종류의 가스에 대해 다른 패턴을 보이는 것을 확인 할 수 있다. 이러한 패턴을 대표적인 패턴인식 기법인 ANN 알고리즘에 적용한다면 반도체 식 가스 센서의 낮은 선택성 단점을 극복하여 가스의 종류를 확실하게 분류할 수 있게 된 다.



그림 3-2. 반도체식 가스 센서의 반응 패턴

#### 3.2 조성비 특징 생성

반도체식 가스 센서는 그림 2-2와 같이 통전시간에 따라 저항이 변화하는 동작 특성이 있다. 초기 통전으로부터 10분 정도 소요된 후 안정화 과정이 시작되며 2일 정도 소요되어 야 센서의 저항이 청정공기 중의 저항으로 평형상태를 이루는 안정화 상태가 되며 무통전 방치 시간이 길어질수록 더욱 오래 걸리게 된다. 저항의 안정화 과정 중에는 지속해서 저항 이 높아지거나 낮아지기 때문에 경과되는 시간에 따라 같은 가스를 측정함에도 측정값이 달 라지는 치명적인 결과가 발생하게 된다. 그림 3-3은 두 경우의 취득환경 A, B에서 세 종류 의 반도체식 가스 센서 저항이 변화하는 모습을 나타낸다. 취득환경 A와 취득환경 B는 가 스 센서가 안정화되는 과정 중 통전시간이 서로 다른 경우이다. 취득환경 A와 B 모두에서 센서값은 지속해서 변하고 있지만 두 환경의 통전시간이 다른 시점에 측정했기 때문에 측정 값의 크기에서 차이가 나는 것을 확인할 수 있다. 이처럼 통전시간에 따른 낮은 재현성 및 안정성으로 인해 반도체식 가스 센서가 산업용이 아닌 가정용으로 사용되고 있다.



그림 3-3. 두 경우의 취득환경에서 센서값 변화

반도체식 가스 센서를 사용할 때마다 이틀에 가까운 통전시간을 소요하며 안정화를 기다 려야 하는 문제를 해결하기 위해서 본 논문에서는 각 센서 측정값들의 비율을 생성하였다. 안정화 과정에서는 센서 측정값이 급격하게 바뀌지 않고 지속해서 증가하거나 감소하는 현 상을 보이기 때문에 측정값이 변하는 기울기는 안정화 기간 동안 유사한 값을 나타내게 된 다. 이를 이용하면 두 센서의 측정값 비율은 통전 시간의 경과와 무관하게 유사한 값이 나 오는 것을 기대할 수 있다. 센서 어레이를 통해 취득한 데이터는 6개 센서의 측정값으로 이 루어져 있으므로 각 센서 값을 대상으로 조성비를 생성할 수 있게 된다. 조성비 데이터를 생성하는 계산식은 식 (1)과 같다.

$$r_{i,j} = \frac{s_j}{s_i}, (i = 1, \dots, 6, j = 1, \dots, 6, i \neq j) \quad (1)$$

식 (1)에서 *s*는 센서로부터 센싱된 값을, *r<sub>i,j</sub>는 i*번째 *s*와 *j*번째 *s*의 조성비를 나타낸다. 본 논문에서 사용한 6개의 센서 값을 이용하여 얻을 수 있는 조성비 *r*의 개수는 30개이다. 그림 3-4는 그림 3-3에 사용된 세 종류의 센서값 *s*<sub>2</sub>, *s*<sub>3</sub>, *s*<sub>6</sub>에 식 (1)을 사용해 생성한 두 개의 조성비 *r*<sub>3,2</sub>와 *r*<sub>6,3</sub>를 나타낸다. 센서 값으로 나타냈을 때와 다르게 두 개의 조성비 모 두 통전시간이 다른 두 취득환경 A와 B에서 유사한 값을 나타내는 것을 확인할 수 있다.



그림 3-4. 두 경우의 취득환경에서 센서값 조성비 변화

H2S의 3종류 농도(5ppm, 10ppm, 15ppm)에서 측정한 반도체식 가스 센서의 ADC(Analog to Digital Converter) 값은 그림 3-4와 같이 농도에 따라 변화하는 것을 볼 수 있다. 따라서 ANN 알고리즘에서 가스의 분류 모델에 대한 입력 특징으로 센서의 ADC 값을 사용할 경우에는 모든 농도에서 측정된 ADC값을 학습해야만 해당 가스로 분류할 수 있게 된다.



그림 3-5. H2S의 농도에 따른 ADC값의 변화

그림 3-5는 H2S의 3종류 농도(5ppm, 10ppm, 15ppm)에서 센서6과 센서3의 비율로 생 성된 15번 Ratio값의 변화를 나타낸다. 3종류의 농도 모두에서 일정한 값을 유지하는 것을 확인할 수 있으며 이를 통해 Ratio 값을 ANN 알고리즘에서 가스의 분류 모델에 대한 입력 특징으로 사용한다면 일부분 농도에 대한 데이터만으로 다양한 농도에서의 해당 가스가 분 류 가능함을 기대할 수 있다.



그림 3-6. H2S의 농도에 따른 Ratio값의 변화

#### 3.3 가스 분류 알고리즘

본 논문에서는 여러 개의 반도체식 가스 센서로 구성한 어레이와 이로 측정한 센서 값의 조성비를 ANN 알고리즘에 적용하여 가스 종류를 분류한다. 그림 3-7은 학습된 ANN 분류 모델을 사용한 가스 분류 알고리즘의 개념도를 나타낸다. 센서 어레이의 측정값을 바탕으로 조성비 특징을 생성하고 정규화 한 후 ANN 분류 모델의 입력 특징으로 사용하며 분류 모 델을 통해 나오는 각 클래스의 확률 중에서 가장 높은 클래스를 한개 선택함으로써 가스 종 류를 분류하게 된다.



그림 3-7. 가스 분류 알고리즘 개념도

알고리즘은 크게 학습 과정과 분류 과정으로 구분할 수 있으며, 학습 과정에서 특정 가스 에 대해 측정한 데이터 셋으로 ANN 분류 모델을 학습시키고 분류 과정에서는 학습된 분류 모델을 통해 임의의 가스에 대해 측정한 데이터에 대한 가스 종류를 분류한다. 학습 과정은 그림 3-8과 같이 3단계로 이루어진다.

- 1 단계: 센서 어레이를 구성하는 6개 센서의 측정 값에서 30개의 조성비를 추출한다.
- 2 단계: 정규화를 통해 30개 조성비 데이터의 스케일을 조정한다.
- 3 단계: 정규화된 데이터를 입력 특징으로 ANN 분류 모델을 학습함.



분류 과정은 학습 과정과 동일하게 조성비 특징을 생성하고 정규화를 거쳐 스케일을 조정 한 후 학습된 ANN 분류 모델을 사용해 측정값에 대한 가스 종류를 분류하게 된다. 표 3-2는 가스 분류 모델의 구조와 학습에 사용한 하이퍼 파라미터를 나타낸다.

	Model1	Model2	Model3		
Input Layer Node		30			
Hidden Layer1 Node		200			
Hidden Layer2 Node		300			
Hidden Layer3 Node		300			
Hidden Layer4 Node		500			
Hidden Layer5 Node		400			
Output Layer Node	3	5	10		
Activation Function	ReLU				
Output Activation Function	Softmax				
Loss Function	CrossEntropy				
Optimizer	Adam				
Epoch	20,000				
Batch Size	10				
Learning Rate	0.001				

표 3-2. 분류 모델의 구조 및 하이퍼 파라미터

그림 3-9는 가스 분류 알고리즘의 전체 흐름도이다. 분류 모델1은 입력된 데이터를 대기 와 단일 가스, 복합 가스로 분류하며 분류 결과가 대기가 아닐 경우 분류 모델2와 분류 모 델3을 통해 단일 가스 혹은 복합 가스의 종류로 다시 분류한다.



그림 3-9. 가스 분류 흐름도

#### 3.3.1 Genetic Algorithm을 이용한 특징 선택

센서 어레이로 취득한 6개의 센서 값을 바탕으로 30개의 조성비 특징을 생성하고 가스 분류 및 농도 추정을 위한 인공신경망 알고리즘의 입력으로 사용하게 된다. 생성된 30개의 모든 조성비 특징을 인공신경망 알고리즘의 입력으로 사용하면 높은 성능을 나타내지만, 내 부 연산량의 증가로 인해 가스 분류를 처리하는 시간 또한 함께 증가하게 된다. 이러한 처 리 시간의 증가는 실시간 모니터링이 요구되는 시스템의 운영에서 치명적인 단점이 된다. 이를 해결하기 위해 30개의 조성비 특징 중에서 상관관계가 큰 특징만을 선택하여 ANN 알 고리즘에 사용함으로써 연산량을 줄이고 가스 분류에 소모되는 시간을 감소시키고자 한다.

본 논문에서는 기존의 특징 선택에 주로 사용되는 차원축소 기법인 PCA가 아닌 GA를 통해 입력 특징을 선택함으로써 알고리즘의 처리 속도를 향상하고자 한다.

GA는 코드화(encoding), 부모 선택(parent selection), 교배(crossover) 및 변이 (mutation), 교체(replacement) 4단계로 구성된다. 유전 알고리즘에서 목적 함수(fitness function)는 각 염색체(해)의 질(quality)을 평가하는 필수 요소이며, 서로 다른 클래스 간의 변별성과 클래스 내의 밀도를 고려한 평가지표로서 0에 가까울수록 높은 점수를 나타낸다.

$$C = \frac{1}{N_c \times N_s^2} \sum_{i=1}^{N_c} \sum_{j=1}^{N_c} \sum_{k=1}^{N_s} \| S_i(j) - S_i(k) \|$$
(2)  
$$S = \frac{1}{N_c \times (N_c - 1) \times N_s^2} \sum_{i=1}^{N_c} \sum_{\substack{j=1\\j \neq i}}^{N_c} \sum_{k=1}^{N_c} \sum_{l=1}^{N_s} \| S_i(k) - S_j(l) \|$$
(3)  
$$F = \frac{C}{S}$$
(4)

식 (2)는 클래스 내의 밀도를 나타내며 식 (3)은 클래스간의 변별성을 나타낸다. 이때, *s*<sub>i</sub>(*j*)는 i번 클래스의 j번 특징, *N*<sub>e</sub>는 클래스의 개수, *N*<sub>s</sub>는 클래스의 특징 수를 나타낸다. 클 래스 내의 밀도는 각 특징 간의 나타내므로 낮아야 하고 클래스 간의 변별성은 각 클래스 간의 거리를 나타내므로 높아야 한다. 따라서 목적함수는 식 (4)와 같이 구성된다[28].

#### 3.4 가스 농도 추정 알고리즘

그림 3-10은 H2S의 5~25ppm에 대한 센서 어레이의 측정값을 나타내며 반도체식 가스 센서의 측정값은 가스의 농도와 선형 관계가 아닌 것을 알 수 있다. 따라서 본 논문에서는 비선형 회귀가 가능한 ANN 회귀 모델링으로 가스의 농도를 추정하고자 한다. 또한 회귀 모델의 입력 특징으로 센서 어레이의 측정값 6개를 사용하고 ANN 알고리즘에서 특징 추출 과정이 추가된 CNN(Convolution Neural Network) 구조를 사용하여 농도 추정의 성능을 높이고자 한다.



그림 3-10. H2S에 대한 센서 어레이의 측정값 변화

그림 3-11은 ANN 회귀 모델을 사용한 가스 농도 추정 알고리즘의 개념도이다. 센서 어 레이에서 측정한 6개 센서의 값이 ANN 알고리즘의 입력 특징이 되고 특징 추출 과정을 거 친 뒤 학습된 회귀 모델의 결과로 한 개의 가스 농도 값을 추정한다. 한 종류의 단일 가스 마다 각각의 회귀 모델을 생성하며 본 논문에서는 5개(H2S, NH4, CH3SH, CO, CH4) 단 일 가스에 대한 회귀 모델을 생성한다.



그림 3-11. 가스 농도 추정 알고리즘 개념도

표 3-3은 가스 농도 추정을 위한 회귀 모델의 구조와 학습에 사용한 하이퍼 파라미터를 나타낸다.

				Input	
	Filter1	1		Layer	6
				Node	
				Hidden	
	Filter2	30		Layer1	100
				Node	
				Hidden	
	Filter3	30		Layer2	500
				Node	
	Dealing	1x2		Hidden	
Convolution	Size		Regression Model	Layer3	100
Lever				Node	
Layer	Filter4	10		Hidden	
				Layer4	300
				Node	
	Input	1x6		Hidden	
	Sizo			Layer5	500
	Size			Node	
	Filtor			Output	
	Size	1x3		Layer	1
	Size			Node	
	Cturi 1	2		Activation	PolU
	Sunde	Δ		Function	RELU

표 3-3. 농도 추정 모델의 구조 및 하이퍼 파라미터

			Output	
			Activation	ReLU
			Function	
			Loss	MSF Loss
	Padding	1	Function	MOL LOSS
			Optimizer	Adam
			Epoch	20,000
			Batch	10
			Size	10
			Learning	0.001
			Rate	0.001

### 3.5 실험 환경

제안하는 가스 분류 및 농도 추정 알고리즘을 평가하기 위해 여러 종류의 표준가스에서 취득한 데이터를 사용하였다. 가스 분류 및 농도 추정 알고리즘의 실험 환경은 그림 3-12 와 같다. 밀폐된 챔버 내에 반도체식 가스 센서 어레이가 구성된 데이터 수집 장치를 설치 한 뒤 특정 종류 및 농도의 표준가스와 연결하여 0.25Hz의 샘플링 간격으로 데이터를 취득 하였다. 70~100개의 샘플씩 여러 횟수에 나누어 취득하였으며 가스 접촉으로 인한 센서의 초기 반응에서 안정적인 반응까지 소모되는 1분이 경과한 시점부터 데이터를 취득하였다.



그림 3-12. 실험 환경

표 3-4는 단일 표준가스의 취득 데이터를 나타낸다. 5개의 단일 가스(H2S, NH3, CH3SH, CO, CH4) 데이터를 취득하였으며 각 가스의 3~7개 농도에서 데이터를 취득하였

다.

표 3-4. 단일 표준가스 리스트

비구	22	농도		데이	티 수	
번오	5	(ppm)	학습	2	검증	<u>.</u>
		5	160		40	
		10	0		215	
1	H2S	15	169	697	42	E79
	(황화수소)	20	0	037	200	072
		25	148		35	
		30	160		40	
		5	160		40	
		10	0		200	
		15	160		40	
2	NH3 (암모니아)	20	0	796	256	655
		25	160		40	
		35	156		39	
		40	160		40	
		5	160		40	
	GUAGU	10	160		40	
3	CH3SH (메틸메르캅타)	15	0	649	200	362
		20	169		42	
		25	160		40	
		200	160		40	
4	(일산화탄소)	250	0	320	256	336
		300	160		40	
		2000	216		54	
5	CH4	4000	196	579	49	0.00
	(메탄)	6000	0	572	226	309
		8000	160		40	

표 3-5는 5개의 단일 가스로 복합 가능한 10개의 2종 복합 표준가스를 나타내며 그림 3-13과 같이 가스 포집용 테들러 백과 에어 펌프 모터를 사용해 복합하였다. 각 복합 가스 는 두 개의 단일 가스를 1대1의 부피 비율로 복합하였으며 각각 3종류의 농도에서 데이터 를 취득하였다. 표 3-2와 표 3-3에서 하늘색으로 표시된 농도의 데이터는 ANN 알고리즘 의 검증 데이터로만 사용하였으며 그 외의 농도 데이터는 20%의 검증 데이터를 제외하고 학습 데이터로 사용하였다.



그림 3-13. 에어 펌프 모터와 테들러 백을 이용한 가스 복합

	가스 1	L	가스 2	2		데이	티 수	
번호	종류	농도 (ppm)	종류	농도 (ppm)	학	·습	검	중
	UOC	2.5	NILIO	2.5	96		24	
1	日25 (하치스人)	7.5	(아무미어)	12.5	0	188	99	146
	(평화十五)	15	(금도덕약)	20	92		23	
	LIOC	2.5	CUSCU	2.5	89		22	
2	П25 (하히스人)	7.5	(메티메근카타)	7.5	0	170	101	143
	(397-1)	15	(배월베드십년)	12.5	81		20	
	UOC	2.5	<u> </u>	100	31		125	
3	П25 (히치스지)	7.5	(이사치타자)	125	0	154	61	216
	(광와구도)	15	(일간와단도)	150	123		30	
	UOC	2.5	CII4	1000	94		23	
4	币25 (한취소조)	7.5	UH4 (메리)	3000	0	189	75	121
	(광와구오)	15	(메닌)	4000	95		23	
	NUTO	2.5	CLIQCU	2.5	60		15	
5	NH3 (obrulal)	12.5	(레티레크카타)	7.5	0	121	111	141
	(임도니아)	20	(메일메드십년)	12.5	61		15	
	NILIO	2.5	<u> </u>	100	84		21	
6		12.5	(이사치타자)	125	0	175	108	151
	(임도니아)	20	(일간와단도)	150	91		22	
	NUTO	2.5	CII4	1000	84		21	
7		12.5	UH4 (메리)	3000	0	178	107	151
	(암도니아)	20	(메닌)	4000	94		23	
	CLIQCU	2.5	<u> </u>	100	60		16	
8	(레티페크카티)	7.5	(이지키티즈)	125	0	148	71	109
	(메닐메드십년)	12.5	(일안와단오)	150	88		22	
	CUOCU	2.5	CUIA	1000	61		15	
9	(메티메크카티)	7.5	UH4 (메닐니)	3000	0	122	100	130
	(메닐메드십년)	12.5	(메닌)	4000	61		15	
	<u> </u>	100	CI14	1000	61		16	
10	(이사치타소)	125	UH4 (레티)	3000	0	148	110	147
	(일깐와던오)	150	(예년)	4000	87		21	

표 3-5. 2종 복합 표준가스 리스트

#### 3.6 실험 결과

제안하는 가스 분류 및 농도 추정 알고리즘을 평가하기 위해 조성비 특징을 사용하지 않 는 알고리즘에서 동일한 데이터와 ANN 구조 및 옵션을 사용하여 성능을 비교하였다.

#### 3.6.1 가스 분류 알고리즘

가스 분류 알고리즘에서는 3종 분류(대기, 단일 가스, 복합 가스)를 위한 분류 모델1에 대한 결과와 5종 분류(H2S, NH3, CH3SH, CO, CH4)를 위한 분류 모델2의 결과, 10종 분 류(H2S+NH3, H2S+CH3SH, H2S+CO, H2S+CH4, NH3+CH3SH, NH3+CO, NH3+CH4, CH3SH+CO, CH3SH+CH4, CO+CH4)를 위한 분류 모델3의 결과를 나타낸 다.

3.6.1.1 전체 가스 분류 모델

3종 분류 모델은 입력된 데이터가 대기, 단일 가스, 복합 가스인지 분류한다. 해당 분류 모델의 학습에 사용된 데이터와 정확도는 표 3-6과 같으며 본 논문에서 제안한 조성비 생 성을 입력 특징에 적용한 경우(Ratio)의 분류 정확도와 조성비를 적용하지 않은 경우(Raw) 의 분류 정확도를 비교하였다. 각각의 경우에 대한 분류를 Confusion Matrix로 나타낸 결 과는 그림3-14와 그림3-15과 같다. 조성비 특징을 적용하지 않은 경우 대기 상태의 데이 터에 대해 복합 가스로 분류되는 것을 확인할 수 있으며 전체 정확도가 64.8%인 반면, 조 성비 특징을 적용한 경우에는 전체 85.8%로 21% 더 높은 정확도를 보였다.

ਸੀਨ	종류	데이	티 수		정확.	도(%)	
빈오	농도	학습	검증	Ra	aw	Ra	tio
1	Normal (대기)	1634	500	<u>0</u>		<u>52</u>	
2	Single (단일 가스)	2974	2294	<u>74</u>	<u>64.8</u>	<u>92</u>	<u>85.8</u>
3	Mix (복합 가스)	1593	1455	<u>90</u>		<u>97</u>	

표 3-6. 3종 분류 모델의 실험 결과



그림 3-14. Raw 데이터를 적용한 분류 결과



Normalized confusion matrix : 85.81804975485746%

그림 15 Ratio 데이터를 적용한 분류 결과

3.6.1.2 단일 가스 분류 모델

5종류의 단일 가스를 분류하는 분류 모델2에 대한 실험 데이터 및 결과는 표3-7과 같다. 본 논문에서 제안한 조성비 생성을 입력 특징에 적용한 경우(Ratio)의 분류 정확도와 조성비를 적용하지 않은 경우(Raw)의 분류 정확도를 비교하였으며 각각 Confusion Matrix로 나타낸 결 과는 그림3-16과 그림3-17과 같다. 조성비 특징을 적용하지 않은 경우 전체 정확도가 87.6% 인 반면, 조성비 특징을 적용한 경우에는 전체 92.0%로 4.4% 더 높은 정확도를 보였다.

ਸੀਨ	조르		정확.	도(%)	
킨포	ठम	Ra	Raw		tio
1	H2S (황화수소)	<u>87</u>		<u>99</u>	
2	NH3 (암모니아)	<u>100</u>		<u>73</u>	
3	CH3SH (메틸메르캅탄)	<u>100</u>	<u>87.6</u>	<u>100</u>	<u>92.0</u>
4	CO (일산화탄소)	<u>38</u>		<u>100</u>	
5	CH4 (메탄)	<u>100</u>		<u>100</u>	

표 3-7. 단일 표준가스 리스트



그림 3-16. 조성비 특징을 사용하지 않은 결과



그림 3-17. 조성비 특징을 사용한 결과

3.6.1.3 GA를 적용한 단일 가스 분류 모델

단일 가스 분류 모델의 입력 특징인 조성비 30개에서 3개의 특징만을 사용하기 위해 PCA와 GA를 적용하였으며 두 알고리즘의 결과를 분류 모델에 사용한 결과를 비교하여 표 3-8에 나타내었다. 그림 3-19와 3-21에서 두 알고리즘을 적용한 분류 결과를 Confusion Matrix로 나타내었다.

ਮੀ ਨੇ	<u> </u>		정확.	도(%)	
힌포	6 TF	PC	CA	G	A
2	H2S (황화수소)	<u>100</u>		<u>85</u>	
3	NH3 (암모니아)	<u>91</u>		<u>75</u>	
4	CH3SH (메틸메르캅탄)	<u>0</u>	<u>78.5</u>	<u>96</u>	<u>82.2</u>
5	CO (일산화탄소)	<u>79</u>		<u>58</u>	
6	CH4 (메탄)	<u>100</u>		<u>100</u>	

표 3-8. 단일 표준가스 리스트

그림 3-18과 3-20은 PCA와 GA의 결과를 각 축으로 하여 단일 가스 5종류의 군집화 정도를 시각화하였다. PCA로 선택한 특징을 적용한 그림 3-18에서는 H2S와 CH3SH의 데 이터 분포가 뒤섞여 있는 것을 볼 수 있으며 이로 인해서 그림 3-19에서 CH3SH 데이터의 분류 결과가 H2S로 모두 오분류 되어 전체 78.5%의 정확도를 확인 할 수 있다. 본 논문에 서 제안한 GA로 선택한 특징을 적용한 경우에는 전체 82.2%의 정확도로 PCA를 사용한 경 우보다 3.8% 더 높은 정확도를 보였다.



그림 3-18. PCA의 특징 추출 시각화



그림 3-19. PCA로 선택한 특징3개를 적용한 분류 결과



그림 3-20. GA의 특징 선택 시각화



그림 3-21. GA로 선택한 특징3개를 적용한 분류 결과

3.6.1.4 복합 가스 분류 모델

10종류의 복합 가스를 분류하는 분류 모델3에 대한 실험 데이터 및 결과는 표3-9와 같 다. 본 논문에서 제안한 조성비 생성을 입력 특징에 적용한 경우(Ratio)의 분류 정확도와 조 성비를 적용하지 않은 경우(Raw)의 분류 정확도를 비교하였으며 각각 Confusion Matrix로 나타낸 결과는 그림3-22와 그림3-23과 같다. 조성비 특징을 적용하지 않은 경우 전체 정 확도가 42.0%인 반면, 조성비 특징을 적용한 경우에는 전체 65.3%로 23.3% 더 높은 정확 도를 보였다.

	가스 1	가스 2		정확.	도(%)	
먼오	종류	종류	Ra	aw	Ra	tio
1	H2S (황화수소)	NH3 (암모니아)	<u>99</u>		<u>34</u>	
2	H2S (황화수소)	CH3SH (메틸메르캅탄)	<u>43</u>		<u>22</u>	
3	H2S (황화수소)	CO (일산화탄소)	<u>5</u>		<u>100</u>	
4	H2S (황화수소)	CH4 (메탄)	<u>54</u>		<u>39</u>	
5	NH3 (암모니아)	CH3SH (메틸메르캅탄)	<u>15</u>	42.0	<u>16</u>	65.2
6	NH3 (암모니아)	CO (일산화탄소)	<u>53</u>	<u>42.0</u>	<u>100</u>	00.0
7	NH3 (암모니아)	CH4 (메탄)	<u>100</u>		<u>90</u>	
8	CH3SH (메틸메르캅탄)	CO (일산화탄소)	<u>6</u>		<u>41</u>	
9	CH3SH (메틸메르캅탄)	CH4 (메탄)	22		<u>100</u>	
10	CO (일산화탄소)	CH4 (메탄)	<u>8</u>		<u>100</u>	

표 3-9. 2종 복합 표준가스 리스트



그림 3-22. Raw 데이터를 사용한 복합 가스 분류 결과



그림 3-23. Ratio 데이터를 사용한 복합 가스 분류 결과

#### 3.6.2 가스 농도 추정 알고리즘

가스 농도 추정 알고리즘에 사용된 표준가스의 데이터는 표 3-2와 같으며 본 논문에서는 5개의 단일 가스에 대해 각각의 단일 가스 데이터로 개별적인 회귀 모델을 생성하였다. ANN 알고리즘에 특징 추출 과정이 추가된 CNN 구조를 사용하였으며 특징 추출 과정이 없는 기본적인 ANN 구조를 사용한 결과와 함께 비교하였다. 알고리즘의 성능은 식 (5)를 사용해 표준가스의 각 농도에 대한 회귀 모델의 결과값의 오차율을 계산하여 나타내었다.

오차율 = 
$$\frac{ 실제값 - 결과값}{ 실제값} \times 100\%$$
 (5)

표 3-10은 기본 ANN 구조를 사용한 농도 추정 결과를 나타내며 5개의 단일 가스에 대 해 평균 48.6%의 오차율을 보였다.

번호	종류	농도(ppm)		오차율(%)	
		5	<u>200.0</u>		
		10	<u>50.6</u>		
1	황화수소	15	<u>6.7</u>	577	
	(H2S)	20	<u>18.9</u>	<u>57.7</u>	
		25	<u>30.1</u>		
		30	<u>39.8</u>		
		5	<u>265.6</u>		
		10	<u>80.0</u>		
	obuid	15	<u>26.6</u>		
2	금도덕약 (NU12)	20	<u>5.0</u>	<u>70.8</u>	
	(1113)	25	<u>24.0</u>		
		35	<u>43.8</u>		
		40	<u>50.4</u>		48.6
[		5	<u>162.4</u>		
	CU2CU	10	<u>30.0</u>		
3	(레티레크카타)	15	<u>6.7</u>	<u>52.8</u>	
	(메릴메드십년)	20	<u>25.0</u>		
		25	<u>40.0</u>		
	CO	200	<u>22.8</u>		
4	(이사치타스)	250	<u>0.7</u>	<u>13.3</u>	
	(일간와단도)	300	<u>16.3</u>		
		2000	<u>113.3</u>		
5	CH4	4000	<u>12.6</u>	185	
	(메탄)	6000	<u>24.6</u>	40.0	
		8000	43.5		

표 3-10. 기본 ANN 구조를 사용한 농도 추정 결과

표 3-11은 특징 추출 과정이 추가된 CNN 구조를 사용한 농도 추정 결과를 나타내며 5 개의 단일 가스에 대해 기본 ANN 구조보다 44.9% 더 낮은 3.7%의 오차율을 보였다.

번호	종류	농도(ppm)		오차율(%)	
		5	<u>7.1</u>		
		10	<u>7.0</u>		
1	황화수소	15	<u>6.4</u>	5.2	
	(H2S)	20	<u>4.3</u>	<u>0.0</u>	
		25	<u>3.8</u>		
		30	<u>3.3</u>		
[		5	<u>8.6</u>		
		10	<u>4.0</u>		
		15	<u>6.5</u>		
2	암보니아	20	<u>3.6</u>	<u>4.7</u>	
	(1113)	25	<u>2.2</u>		
		35	<u>2.4</u>		
		40	<u>0.9</u>		<u>3.7</u>
		5	<u>20.0</u>		
	GUAGU	10	<u>10.0</u>		
3	(메티메코카타)	15	<u>0.5</u>	<u>7.9</u>	
	(메릴메르십년)	20	<u>5.0</u>		
		25	<u>4.0</u>		
	~~	200	<u>0.3</u>		
4	(이사치타스)	250	<u>0.4</u>	<u>0.3</u>	
	(일산와단소)	300	<u>0.3</u>		
		2000	<u>0.1</u>		
	CH4	4000	<u>0.1</u>	0.1	
5	(메탄)	6000	<u>0.1</u>	<u>0.1</u>	
		8000	0.1		

표 3-11. CNN 모델을 사용한 농도 추정 결과

#### 3.7 결론

반도체식 가스 센서의 낮은 선택성을 역으로 활용하기 위해 센서 어레이를 구성하고 가스 에 대한 센서의 측정값들을 패턴화하여 ANN 알고리즘에 적용하였다. 센서 어레이 측정값 의 조성비를 생성하여 ANN 분류 모델의 입력 특징으로 사용함으로써 학습하지 않은 특정 농도에 대한 단일 및 복합 가스의 분류가 가능하였다. 또한, 단일 가스의 분류와 복합 가스 의 분류, 전체 가스의 분류에 대해 생성한 각각의 분류 모델을 조성비 특징을 적용하지 않 은 경우와 비교하여 더 높은 분류 성능을 확인하였다.

가스의 농도 변화에 대한 반도체식 가스 센서의 비선형성 반응을 보완하기 위해 비선형성 회귀에 적합한 ANN 회귀 모델을 적용하였으며 성능 향상을 위해 센서 어레이의 측정값 6 개를 입력 특징으로 사용하고 특징 추출 과정이 추가된 CNN 구조의 인공신경망을 사용하 였다. 특징 추출 과정이 없는 기본 ANN 구조와 농도 추정 오차율을 비교하였으며 CNN 구 조를 사용한 경우의 농도 추정 성능이 더 높은 것을 확인하였다.

### 4. 악취 및 유해가스 모니터링 시스템

본 논문에서 제안한 악취 유해가스 분류 및 농도 추정 알고리즘은 반도체식 가스 센서의 낮은 안정도와 선택성을 보완하게 된다. 이를 통해서 반도체식 가스 센서를 이용함에도 신 뢰성이 높은 악취 유해가스 모니터링 시스템을 구축하고자 한다.



그림 4-1. 악취 유해가스 모니터링 시스템의 흐름도

그림 4-1은 시스템의 전체 흐름도를 나타낸다. 시스템은 가스를 측정하는 데이터 수집 장치와 수집된 데이터를 저장 및 관리하는 데이터베이스, 데이터 취득 및 분석 프로그램, 모니터링 프로그램으로 구성된다. 시스템의 흐름은 다음과 같이 크게 4단계로 이루어진다.

- 1 단계 : 서버에서 데이터 수집 장치로 취득 명령을 보낸다.
- 2 단계 : 데이터 수집 장치는 대기 중의 공기를 취득하여 서버로 데이터를 보낸다.
- 3 단계 : 취득된 데이터에 대한 분석 결과를 데이터베이스에 저장한다.
- 4 단계: 실시간으로 데이터베이스를 조회하며 데이터 수집 장치에서 취득한 대기의 가스 종류 및 농도를 출력한다.

#### 4.1 데이터 수집 장치



그림 4-2. 가스 데이터 수집 장치의 흐름도

그림 4-2와 그림 4-3은 가스를 측정하기 위한 데이터 수집 장치의 구성을 나타낸다. 수 집 장치와 서버 간 무선 통신을 위한 Xbee 모듈과 Micro Control Unit 역할의 아두이노, 가스를 흡입/방출하는 에어 펌프 모터, 6개의 센서로 구성된 센서 어레이로 구성된다. 수집 장치의 흐름은 다음과 같이 5단계로 이루어진다.

- 1 단계 : 데이터 수집 장치에서 서버로부터 취득 신호를 받는다.
- 2 단계 : 아두이노가 에어 펌프 모터를 동작시킨다.
- 3 단계 : 에어 펌프 모터가 수집 장치 외부의 호스를 통해 대기 중의 가스를 흡입하 여 센서 어레이로 보낸다.
- 4 단계 : 센서 어레이를 구성하는 6개 센서에서 데이터를 취득한다.
- 5 단계 : 취득한 데이터를 서버로 보낸다.



그림 4-3. 가스 데이터 수집 장치의 구성

#### 4.2 데이터베이스

그림 4-4는 시스템의 데이터베이스 구성을 나타낸다. 다수의 데이터 수집 장치에서 수 집되는 데이터를 논리적으로 정형화하고 저장 및 관리할 수 있는 구조로 설계하였다.



그림 4-4. 데이터베이스 구성

데이터베이스의 테이블은 총 5개이며 수집 장치가 설치된 위치 정보를 저장하는 local\_info, 수집 장치를 구성하는 센서 정보를 저장하는 sensor\_info, 수집 장치 정보를

저장하는 dev\_info, 수집 장치에서 취득한 데이터를 저장하는 data\_info, 가스의 종류 및 농도 등의 분석 결과를 저장하는 result\_info로 구성된다. 표 4-1은 각 테이블의 기 능과 속성의 설명을 나타낸다.

Table 명	기능	Column 명	설명
		local_info_num	인덱스
		name	이름
local_info	위치 정보 저장	latitude	위도
		longitude	경도
		etc	상세주소
		sensor_info_num	인덱스
acreacy info	세시 저는 기자	sensor_type	센서 종류
sensor_inio	센지 정보 지정	sensor_spec	센서 사양
		purch_date	센서 구입일
	-	dev_info_num	인덱스
		dev_type	디바이스 종류
		serial	시리얼 번호
dev_info	수집 장치 정보 저장	local_idx	local_info 인덱스
		dev_purch_date	구입일
		dev_sensor1~6	1~6번 sensor_info 인덱스
		enable	사용 여부
		data_num	인덱스
1,	키드퀴 레시티 기기	dev_info_num	device_info 인덱스
	위국안 데이터 시상	sen1~6	1~6번 센서 측정값
		date	취득 날짜
		result_info_idx	인덱스
result_info	가스의 분류,   농도 등의 정보 저장	data_info_num	data_info 인덱스
		gas_ppm 1~6	1~6번 가스의 농도

표 4-1. 데이터베이스 테이블 정보

#### 4.3 데이터 취득 및 분석 프로그램

그림 4-5는 데이터 취득 및 분석 프로그램의 흐름도를 나타낸다. 프로그램 시작 후 데이 터 수집 장치와 무선 통신을 하기 위해 Xbee모듈이 연결된 포트를 열어준다. 연결된 포트 를 통해 수집 장치의 취득 제어 신호를 보내고 주기적으로 수신 버퍼를 확인한다. 버퍼에 수신된 데이터가 있을 경우에는 가스 분류 및 농도 추정 알고리즘을 수행하고 데이터와 분 석 결과를 데이터베이스에 저장한다.



그림 4-5. 데이터 취득 및 분석 프로그램 흐름도

가스 분류 및 농도 추정 알고리즘의 전체 흐름도는 그림 4-6과 같다. ANN 모델의 학습 과정에서는 데이터 수집 장치를 통해 취득된 데이터로 조성비를 생성하고 GA를 사용한 특 징 선택과 정규화 과정을 거친 후 입력 특징으로 학습하여 분류 모델 1~3을 생성한다. 농 도 추정을 위한 CNN 회귀 모델은 데이터 수집 장치를 통해 취득한 데이터를 바로 입력 특 징으로써 학습하여 생성한다. 이후 데이터 수집 장치에서 실시간으로 취득하는 데이터는 조 성비 생성과 특징선택, 정규화를 거친 후 분류 모델1을 통해 대기, 단일 가스, 복합 가스로 분류되고 단일 가스일 경우에는 분류 모델2로, 복합 가스일 경우에는 분류 모델3으로 다시 가스 종류를 분류한다. 단일 가스는 해당하는 가스의 회귀 모델을 통해 PPM단위의 농도를 추정하게 된다.



그림 4-6. 가스 분류 및 농도추정 알고리즘 흐름도

#### 4.4 모니터링 프로그램

수집 장치에서 취득한 데이터의 가스 종류와 농도는 모니터링 프로그램을 통해 조회한다. 표 4-2는 프로그램의 기능을 나타내며 수집 장치 선택, 수집 장치 탭 생성, 실시간 조회, 기록 조회가 있다. 수집 장치 선택은 데이터베이스에 등록된 수집 장치 중 프로그램에서 조 회할 대상을 선택하는 기능이다. 수집 장치 탭 생성은 홈 화면과 별도로 수집 장치 탭을 생 성하여 수집 장치의 정보 및 기록을 표시한다. 실시간 조회는 데이터베이스에 저장된 가스 종류와 농도를 일정 주기로 지속적으로 조회하며 표시한다. 기록 조회는 날짜와 표시 간격 및 표시 종류를 선택하여 특정 날짜의 가스 종류와 농도를 조회하여 표시한다.

대분류	중분류	설명
1. 수집 장치 선	년택	프로그램에서 조회할 수집 장치를 선택하는 기능
2. 수집 장치 탭 생성		수집 장치의 세부 정보를 조회하는 탭을 생성하 는 기능
3. 실시간 조회		실시간으로 수집 장치의 가스 분류 및 농도 추정 결과를 조회하는 기능
	조회 날짜 선택	가스 기록을 조회할 날짜를 선택하는 기능
4. 기록 조회	표시 간격 선택	조회한 가스 기록의 표시 간격을 선택하는 기능
	표시 종류 선택	조회한 가스 기록의 표시 종류를 선택하는 기능

표 4-2. 모니터링 프로그램의 기능리스트

#### 4.4.1 홈 탭

프로그램이 실행 시 초기화면으로 그림 4-7과 같은 홈 탭이 표시된다. 홈 탭의 중단에는 수집 장치를 선택하는 버튼이 있고 하단에는 여러 수집 장치를 모아보는 뷰가 있다. 뷰의 하단에는 해당 수집 장치의 탭을 생성하는 버튼이 있다.



그림 4-7. 모니터링 프로그램의 홈 화면

홈 탭의 중단부분에 있는 수집 장치 선택 버튼[그림 4-8]을 클릭하게 되면 그림 4-9와 같은 수집 장치 목록이 나타나며 개별 체크를 통해 프로그램에서 조회할 수집 장치를 선택 할 수 있다.



				Device Conne	ections			
	~	번호	타입	식별 번호	설치 장소	구입일	연결 상태	
E.	$\checkmark$	1	A	010000FFFF000030	A Factory	2019-08-18	ON	1
	$\checkmark$	2	А	010000FFFF00004A	B Factory	2019-08-19	ON	
		3	В	010000FFFF000032	C Factory	2019-08-20	ON	
	$\checkmark$	4	А	010000FFFF000033	D Factory	2019-10-08	ON	
	$\checkmark$	5	С	010000FFFF000034	C Factory	2019-10-01	OFF	

그림 4-9. 수집 장치 목록

#### 4.4.2 수집 장치 탭

홈 탭의 하단부분에 있는 수집 장치 탭 생성 버튼[그림 4-10]을 클릭하게 되면 그림 4-11과 같은 수집 장치 탭이 생성된다. 수집 장치 탭은 실시간 조회와 수집 장치의 정보, 기록 조회 뷰로 구분된다.



그림 4-10. 수집 장치 탭 생성 버튼

시간 조회	R3 Gas No	nitoing		디바이스 정보	-
	14	Device Y *		11-1- 0-	
	1	RealTime			
	_			Something of	2019-09-17 兄卒 11.0931
					Name : Device I
					Local: A Factory
				0 0(1)	Serial Number: 2019082901
조회	1			CH4	🛷 Type) 🔋 A
				200 PPM	回 Functioner Date: 2015-08-05 名技 12:00:00
		105. 105	9 T	NC	CHOSH 17
		U Training	2 T		12 x
			1 00		
		•			•••••••••••••••••••••••••••••••••••••••
		2019-08-52	2019-08-13	2019-00-13	-2018-08-12
		0		cov.	OM CM
		T .			8
	1.1		1.		
				+	·,

그림 4-11. 수집 장치 탭

수집 장치 탭의 하단부분에 있는 기록조회 뷰에서는 조회 날짜[그림 4-12]와 표시 간격 [그림 4-13], 표시 종류[그림 4-14]를 선택하여 특정 날짜의 가스 측정 기록을 조회할 수 있다.



그림 4-12. 조회 날짜 선택







그림 4-14. 표시 종류 선택

### 5. 결론

본 논문에서는 센서의 물리적 요소를 변경하지 않고 센서 어레이와 ANN 알고리즘으로 반도체식 가스 센서의 단점을 보완하는 방법을 제안하였다. 서로 다른 종류의 6개 센서로 센서 어레이를 구성하였으며 센서의 6개 측정값을 기반으로 30개의 조성비를 생성하였다. 이를 통해 통전 시간에 따라 일정하지 않았던 반도체식 가스 센서의 측정값을 보정하였고 단일 가스의 다양한 농도에서도 일정하게 유지되는 특징 데이터를 생성하였다. 조성비 특징 을 ANN 분류 모델의 입력 특징으로 사용한 결과 일부 농도의 측정값을 학습하지 않아도 해당 가스로 분류 가능함을 확인하였다. 또한 각각의 단일 가스에 대한 농도 추정을 위해 CNN 구조의 인공신경망으로 회귀 모델을 생성하였으며 이를 통해 농도의 변화에 따른 센 서의 비선형적인 반응을 보완함으로써 낮은 오차율의 농도 추정 결과를 확인하였다.

본 논문에서는 대기 상태(Normal)와 5종류의 단일 가스(H2S, NH3, CH3SH, CO, CH4), 2종류의 단일 가스로 복합 가능한 10종류의 복합 가스(H2S+NH3, H2S+CH3SH, H2S+CO, H2S+CH4, NH3+CH3SH, NH3+CO, NH3+CH4, CH3SH+CO, CH3SH+CH4, CO+CH4)에 대해 실험하였다. 대기와 단일 가스, 복합 가스를 분류하는 전체 결과는 85.8%, 단일 가스 분류의 경우 92.0%, 복합 가스의 분류는 65.3% 이며 5종류의 단일 가스 에 대한 농도 추정의 경우 전체 평균 3.7%의 오차율을 확인하였다.

가스 측정에 대한 실시간 모니터링이 요구되는 시스템의 경우 가스 분류 및 농도 추정 알 고리즘의 연산속도는 중요한 부분을 차지한다. ANN 알고리즘의 연산량을 감소시키기 위해 GA를 사용하여 상관관계가 높은 특징 3개를 선택하였으며 기존의 차원 축소기법인 PCA를 적용한 결과와 비교하여 3.8% 더 높은 성능을 확인하였다.

또한 본 논문에서는 앞서 제안한 가스 분류 및 농도 추정 알고리즘을 적용한 악취 및 유 해가스 모니터링 시스템을 함께 제안하였다. 데이터 취득 및 분석 프로그램을 통해 수집 장 치에서 데이터를 취득하고 가스 분류 및 농도 추정 알고리즘으로 가스의 종류와 농도를 측 정한다. 데이터베이스에는 측정 데이터와 데이터 분석 결과가 함께 저장되고 모니터링 프로 그램에서는 이를 조회하여 실시간 및 특정 날짜의 결과를 출력한다.

향후 본 논문에서 제안한 알고리즘 및 시스템에 의해 인공신경망과 반도체식 가스 센서에 대한 다양한 연구가 진행될 것으로 예상된다. 특히 복합 가스의 경우 반도체식 가스 센서의 검지원리로 인해 복합된 측정값과 단일 가스 측정값의 일정한 통일성을 찾기 어렵기 때문에 분류 결과의 향상과 농도 측정의 가능성에 대한 추가적인 연구가 필요하다. 이를 통해 개선 된 반도체식 가스 센서가 고가의 전기화학식 가스 센서를 대체하고 가스 감지기 및 조기 경 보시스템의 보급률을 높임으로써 산업현장의 가스 누출에 의한 안전사고 수를 줄일 것으로 예상된다.

### 참고 문헌

- [1] 환경부, 화학물질안전원, 화학안전정보공유시스템.
- [2] 한규상, 박소순, 윤인섭 "복합 유해 가스 센서 기반의 조기 경보 시스템을 위한 재난 전 조 감시 기준에 관한 연구"한국가스학회지, vol. 17, pp. 28-35, 2013.
- [3] Yoshikawa, Yoichi, Kano, Hiroyuki, Yamazaki, Fumio, Katayama, Tsuneo, and Akasaka, Nozomu. "An early warning system of city gas network," Development of SIGNAL, 1995.
- [4] 연구성과실용화진흥원, 가스 센서 시장동향, 2016.
- [5] Jun Zhang, Shurong Wang, Yanmei Wang, Yan Wang, Baolin Zhu, Huijuan Xia, Xianzhi Guo, Shoumin Zhang, Weiping Huang, Shihua Wu, "NO2 sensing performance of SnO2 hollow-sphere sensor," Sensors and Actuators B:Chemical, vol. 135, no. 2, pp. 610–617, 2009.
- [6] 이두호, 김민준, 이승민, 손진근. "조기 화재감지를 위한 전기화학식 CO가스 센서모듈의 특성실험", 대한전기학회 학술대회 논문집, 81-82, 2014.
- [7] 이인수, 심창현, "반도체식 가스 센서 시스템에서의 가스분류 및 고장진단", 한국정보기 술학회논문지, 7권, 2호, 48-57, 2009.
- [8] 이대식, 정호용, 반상우, 이민호, 허정수, 이덕동, "반도체 가스 센서 어레이의 제작 및 폭발성가스 감응 특성", 전자공학회논문지, 37권, 11호, 9-17, 2000.
- [9] 이규정, 류광렬, 허창우, "산화물 반도체 박막 가스 센서 어레이의 제조 및 수율 개선", 한국정보통신학회논문지, 6권, 2호, 315-322, 2002.
- [10] 이덕동, "화학 센서 기술", 한국센서학회지, 18권, 1호, 1-21, 2009.
- [11] 김기남, "가스 센서의 원리와 응용", 월간 계장기술, 2004.
- [12] 최연석, 이인환, "전원 무통전 시간에 따른 금속 산화물 반도체 센서 응답 특성 연구", 제어로봇시스템학회 논문지, 25권, 7호, 603-609, 2019.
- [13] J.-S. Kim, J.-W. Yoon, Y. J. Hong, Y. C. Kang, F. Abdel-Hady, A. A. Wazzan, J.-H. Lee, "Highly sensitive and selective detection of ppb-level NO2 using multi-shelled WO3 yolk-shell spheres," Sens.Actuators B, vol. 229, pp. 561–569,

2016.

- [14] L. Wang, A. Teleki, S. E. Pratsinis, P. I. Gouma, "Ferroelectric WO3 nanoparticles for acetone selective detection," Chem. Mater, vol. 20 no. 15, pp. 4794–4796, 2008.
- [15] M. Righettoni, A. Tricoli, S. E. Pratsinis, "Si:WO3 sensors for highly selective detection of acetone for easy diagnosis of diabetes by breath analysis," Anal.Chem, vol. 82 no. 9, pp. 3581–3587, 2010.
- [16] Y. H. Cho, Y. C. Kang, J.-H. Lee, "Highly selective and sensitive detection of trimethylamine using WO3 hollow spheres prepared by ultrasonic spray pyrolysis," Sens. Actuators B, vol. 176, pp. 971–977, 2013.
- [17] H.-Y. Li, L. Huang, X.-X. Wang, C.-S. Lee, J.-W. Yoon, J. Zhou, X. Guo, J.-H. Lee, "Molybdenum trioxide nanopaper as a dual gas sensor for detecting trimethylamine and hydrogen sulfide," RSC Adv. vol. 7, no.7, pp. 3680–3685, 2017.
- [18] 이지영, 신덕진, 이돈규, 유일, "촉매가 첨가된 SnO<sub>2</sub> 후막형 가스 센서의 특성 연구", 대한전기학회 학술대회, 129-130, 2009.
- [19] 김선태, 최일환, 김한수, 민주식, 이태영, "3E3)SnO<sub>2</sub> -WO<sub>3</sub> 반도체 가스 센서의 감응 특성 연구", 한국대기환경학회 학술대회논문집, 231-232, 2003.
- [20] 권대환, 김인겸, 신상호, 박규태, 유철, "ZnO-SnO<sub>2</sub> 기반의 반도체식 가스 센서 모듈의 개발 및 성능시험", 한국에너지학회 학술발표회, 163-163. 2019.
- [21] 김현지, 이수출, 황병욱, 채호진, 조민선, 류민영, 이철호, 김재창, "유해가스 감지용 SnO
  2 기반 반도체식 가스 센서", 한국에너지기후변화학회 학술대회, 94-94, 2018.
- [22] 이규정, "ln2O3계 산화물 반도체형 후막 오존 가스 센서의 제조", 대한전자공학회논문 지, 36권, 1호, 19-24, 1999.
- [23] 이윤수, 송갑득, 이상문, 이대식, 심창현, 최낙진, 임준우, 홍영호, 이덕동, "Fe2O3를 이 용한 alcohol sensor 제작 및 감응특성", 한국가스학회 학술대회논문집, 124-129, 2000.
- [24] 이철순, 이종흔, "나노섬유를 이용한 반도체형 가스 센서", 세라미스트, 16권, 1
  호, 40-47, 2013.
- [25] Santos, L. Tondi, N. Ulivieri, V. Vignoli, and G. Sberveglieri, "Tin oxide gas sensing: Comparison among different measurement techniques for gas mixture classification," IEEE Trans. Instrum.Meas, vol. 52, pp. 921–926, 2003.

- [26] E. Llobet, R. Ionescu, S. Al-Khalifa, J. Brezmes, X. Vilanova, X. Correig, N. Barsan, and J. W. Gardner, "Multicomponent gas mixture analysis using a single tin oxide sensor and dynamic pattern recognition," IEEE Sens. J., vol. 1, pp. 207–213, 2001.
- [27] 이정헌, 조정환, 전기준, "반도체식 가스 센서와 퍼지 ART를 이용한 혼합가스의 농도 추정", 전자공학회 논문지, 43권, 4호, 21-29, 2006.
- [28] 김영훈, 김재영, 정인규, 김유현, 김종면, "유전알고리즘과 서포트 벡터 머신을 이용한 보일러 튜브 누설 감지 방법", 한국컴퓨터정보학회, 26권, 2호, 55-56, 2018.

# Research on Reliable Odor and Harmful Gas Monitoring System Based on Artificial Intelligence using IoT Sensor Array

In this paper, sensor array and ANN (Artificial Neural Network) algorithms combined with several gas sensors are used without changing the physical elements of the sensor to complement the low stability and selectivity of the semi-conductor gas It also proposes real-time odour and harmful gas monitoring systems that can be reliably gas detection and concentration measurement.

The sensor array consists of six different semi-conductor gas sensors and due to its low selectivity, one gas sensor generates a pattern for the six sensors that react on one gas, using inversely the cross-responsiveness of the different types of one The ANN algorithm produces a model that classifies gas types based on these patterns and uses 30 Ratio Values extracted as a percentage of six ADC Values measured by the sensor array as input characteristics to create a reliable gas classification model. In this case, the calculation speed of ANN is improved by selecting the high correlation composition ratio value with the Genetic Algorithm for the system requiring real-time monitoring and using it as input characteristics for the generation and classification of ANN classification models. In addition, six sensor measurements of sensor array measured at different concentrations of a single gas and an artificial neural network of the Convolution Neural Network structure create a regression model to estimate the concentration of a single gas.

Real-time odour and hazardous gas monitoring systems consist of data collection devices that measure gases, databases, data acquisition and analysis programs and monitoring programs. The data collection unit consists of a sensor array consisting of a zigbee system that allows wireless communication with the server, an Arduino as Micro Control Unit, six TGS series sensors from Figaro Corporation, and an Air Pump Motor for gas inhalation. The data acquisition and analysis program obtains data from the data collection unit, calculates gas classification and concentration with the gas classification and concentration estimation algorithm, and stores the results in the database. The monitoring program queries the database and outputs real-time and specific date results.

Through sensor array and ANN algorithm, the proposed odour and harmful gas monitoring system can verify reliable gas detection and concentration measurement performance by complementing stability and selectivity of semiconductor gas sensor, which is expected to contribute to increasing the various utilization possibilities of industrial gas measuring equipment and early warning system using semiconductor gas sensor.

keyword : odor, harmful gas, gas sensor, classification, concentration, gas sensor, composition ratio, sensor array, semiconductor-type sensor, artificial neural network, convolution neural network, genetic algorithm, aduino, monitoring system