

# IoT CO<sub>2</sub> 센서 기반 시계열 데이터의 임계치 분석을 통한

## 식품 부패 이상 탐지 기초 연구

주가빈(중앙대학교)

### 0. 초록

식중독은 매년 전 세계적으로 약 6억 명에게 영향을 미치는 공중보건 문제로, 국내에서도 연간 약 1조 6천억 원의 사회경제적 손실을 초래한다. 기존의 식품 부패 판별 방식은 색깔이나 냄새에 의존하는 감각적 판단, 혹은 전문 장비와 긴 시간이 요구되는 실험실 검사에 한정되어 있어 일상적인 현장 적용에 뚜렷한 한계가 있다.

본 연구는 저비용 IoT 센서를 활용하여 식품 부패를 실시간으로 감지하는 시스템의 가능성을 탐색하는 것을 목적으로 한다. 식중독균이 호기성 호흡 과정에서 이산화탄소(CO<sub>2</sub>)를 배출한다는 생물학적 원리에 근거하여, SGP30 복합 가스 센서와 Arduino UNO를 결합한 데이터 수집 시스템을 직접 구현하였다. 치즈브레드, 생크림케이크, 초코롤빵 세 종류의 빵 샘플을 밀폐 유리병에 보관하며 1일차, 2일차, 3일차, 5일차 총 4개 시점에 걸쳐 등가 이산화탄소 농도(eCO<sub>2</sub>)를 시계열 데이터로 수집하였다.

실험 결과, 세 샘플 모두 시간이 경과함에 따라 eCO<sub>2</sub> 농도가 단조 증가하는 추세를 보였다. 1일차에 대기 기준 농도인 400ppm으로 동일하게 출발한 세 샘플은 5일차에 각각 치즈브레드 8,000ppm, 생크림케이크 4,000ppm, 초코롤빵 3,000ppm을 기록하였다. 샘플 간 부패 속도와 CO<sub>2</sub> 배출 패턴의 차이는 각 식품의 단백질, 지방, 당 성분 구성과 관련이 있는 것으로 분석되었다. 수집된 시계열 데이터의 분석을 통해 1,000ppm을 규칙 기반 이상 탐지의 1차 임계값으로 제안하였으며, 세 샘플 모두 부패가 진행된 2일차 이후 이 수치를 일관되게 초과하는 패턴을 확인하였다.

본 연구는 제한된 샘플 수와 단회 측정이라는 설계상 한계를 내포하며, 도출된 임계값의 통계적 검증은 향후 과제로 남긴다. 그러나 저비용 센서 기반의 CO<sub>2</sub> 시계열 데이터가 식품 부패 수준을 반영하는 유의미한 변화 패턴을 보임을 실험적으로 확인하였다는 점에서, 본 연구는 향후 LSTM Autoencoder, Isolation Forest 등 머신러닝 기반 이상 탐지 모델의 학습 데이터로 활용 가능한 센서 데이터셋 구축을 위한 유효한 선행 연구로서의 의미를 갖는다.

주요어: 식품 부패 감지, 이산화탄소 센서, Arduino, 시계열 데이터, 이상 탐지, IoT, 규칙 기반 분류

### 1. 서론

#### 1.1 연구 배경 및 동기

식중독은 전 세계적으로 매년 수억 명에게 영향을 미치는 공중보건 문제다. WHO에 따르면 연간 약 6억 명이 오염된 식품으로 인해 감염되고, 그 중 약 42만 명이 사망에 이른다. 국내에서도 사회경제적 피해 규모가 연간 약 1조 6천억 원으로 추산되며, 이 중 80%는 단체급식소나 음식점에서 발생한다. 특히 기온이 30도를 넘는 여름철에는 병원성 대장균 한 마리가 2시간 이내에 백만 마리까지 증식할 수 있어, 식품을 상온에 잠시만 방치해도 식중독 위험이 급격히 높아진다.

문제는 식품의 부패 여부를 판별하는 현실적인 수단이 여전히 제한적이라는 데 있다. 일반인이 활용할 수 있는 방법은 냄새나 색깔을 기준으로 하는 감각적 판단에 의존하는 경우가 대부분이다. 그러나 이 방식은 후각 장애나 색깔 이상이 있는 경우 적용할 수 없고, 부패 초기 단계에서는 외관과 냄새만으로 식중독균의 존재를 구별하기 어렵다는 근본적인 한계를 지닌다. 실험 과정에서도 5일째에 이른 빵 샘플을 현미경으로 관찰했을 때 육안으로는 곰팡이나 변색을 확인할 수 없었으나, 냄새로는 명백히 부패한 상태였다. 이처럼 인간의 감각에만 의존하는 판별 방식은 신뢰성이 낮다.

기존의 전문적인 식중독균 검사 방법 역시 현장 적용에 한계가 있다. 균을 배양하고 증폭하는 데 약 20시간 이상이 소요되고, 대형 실험 장비와 전문 인력이 필요하기 때문에 가정이나 급식소에서 실시간으로 활용하기는 사실상 불가능하다. PCR, ELISA, HACCP 기반의 검사 방법은 정확도가 높지만 비용과 시간, 전문성 요구 측면에서 일상적 사용과는 거리가 멀다.

이러한 배경에서 본 연구는 저비용 IoT 센서를 이용해 식품 부패 여부를 실시간으로 감지하는 시스템의 가능성을 탐색하는 것을 출발점으로 삼는다. 핵심 아이디어는 황색 포도상구균을 비롯한 식중독균이 호기성 호흡 과정에서 이산화탄소(CO<sub>2</sub>)를 배출한다는 생물학적 사실에 근거한다. 부패가 진행될수록 균의 수가 증가하고, 이에 따라 밀폐 공간 내 CO<sub>2</sub> 농도도 상승한다. 이 농도 변화를 시계열 데이터로 수집하고 분석한다면, 전문 장비 없이도 부패 수준을 수치로 판단하는 것이 가능하다는 가설을 세울 수 있다.

## 1.2 연구 목적 및 범위

본 연구의 목적은 크게 두 가지다. 첫째, SGP30 CO<sub>2</sub> /TVOC 복합 센서와 Arduino를 결합한 저비용 데이터 수집 시스템을 구현하고, 이를 통해 빵류 식품의 부패 과정에서 발생하는 CO<sub>2</sub> 농도 변화를 5일간 시계열 데이터로 수집한다. 둘째, 수집된 시계열 데이터를 분석하여 정상 상태(신선)와 이상 상태(부패) 사이의 임계점(threshold)이 존재하는지 탐색하고, 이를 기반으로 한 규칙 기반(rule-based) 이상 탐지의 가능성을 평가한다.

연구 대상 식품은 치즈브레드, 생크림케이크, 초콜롤빵 세 종류로 한정하였다. 이 식품들은 단백질 함량이 높은 유제품(크림, 치즈)이 포함되어 있어 부패 속도가 빠르고, 동시에 초기에는 외관상 부패 여부를 판별하기 어려운 특성이 있어 비교 실험에 적합하다고 판단하였다. 실험 환경은 상온(약 20~25°C) 조건으로 통제하였으며, 측정은 1일차, 2일차, 3일차, 5일차 총 4회에 걸쳐 수행하였다.

본 연구는 실제 식중독균 농도를 직접 측정하거나 분류 모델을 학습시키는 단계까지는 나아가지 않는다. 수집된 데이터의 규모와 반복 측정 횟수가 제한적이기 때문이다. 이 연구는 향후 머신러닝 기반 이상 탐지 모델(예: LSTM, Isolation Forest)의 학습 데이터로 활용 가능한 시계열 센서 데이터를 수집하고, 그 데이터의 기초 특성을 분석하는 선행 연구(preliminary study)로서의 성격을 갖는다.

## 1.3 연구의 의의

본 연구가 갖는 의미는 세 가지 측면에서 정리할 수 있다.

기술적 측면에서, Arduino와 SGP30 센서를 활용한 I<sup>2</sup>C 통신 기반 데이터 수집 시스템을 직접 구현하고, 라이브러리 충돌 등 실제 하드웨어 개발 과정에서 발생하는 엔지니어링 문제를 시리얼 로깅 방식으로 해결한 경험을 담고 있다. 이는 단순한 센서 활용을 넘어, 실제 IoT 데이터 파이프라인 구축의 기초 과정을 직접 수행한 사례다.

데이터 과학적 측면에서, 통제된 환경 내에서 수집된 CO<sub>2</sub> 시계열 데이터가 부패 수준을 반영하는 유의미한 변화 패턴을 보인다는 점을 확인하였다. 이 데이터는 향후 이상 탐지 알고리즘 연구를 위한 기초 데이터셋으로 활용될 가능성을 지닌다.

실용적 측면에서, 본 시스템은 약 3만 원 내외의 부품 비용으로 구현 가능하며, 전문 지식이 없는 사용자도 LED 인디케이터 등을 추가하는 방식으로 쉽게 활용할 수 있는 확장성을 갖는다. 급식소, 소규모 식당, 가정 등 전문 검사 장비가 없는 환경에서의 1차 식품 안전 확인 도구로서의 가능성을 제시한다.

## 2. 이론적 배경

### 2.1 식품 부패와 미생물 호흡

부패란 유기물이 미생물의 작용에 의해 분해되는 현상을 말하며, 특히 단백질이 분해될 때 악취를 동반하는 경우를 가리킨다. 미생물이 번식하기 위한 조건은 크게 두 가지로, 적절한 온도(20~40°C)와 수분의 존재다. 여름철 상온 환경이 이 조건을 정확히 충족하기 때문에 식품 부패가 여름에 집중되는 것은 단순한 경향이 아니라 미생물 생태의 필연적 결과다.

부패는 발효와 종종 혼동되지만, 구분 기준은 명확하다. 미생물의 대사 활동으로 생성된 부산물이 인간에게 유익하면 발효, 유해하거나 독성을 띠면 부패로 분류한다. 젖산 발효나 알코올 발효가 전자의 예라면, 단백질과 핵산이 불완전하게 분해되어 황화수소나 암모니아 같은 독성 기체가 생성되는 과정이 후자에 해당한다.

본 연구에서 주목하는 것은 식중독균의 호기성 호흡 과정이다. 황색 포도상구균을 비롯한 호기성 세균은 유기물을 산화 분해하여 에너지를 얻는 과정에서 이산화탄소(CO<sub>2</sub>)를 지속적으로 방출한다. 균의 개체 수가 증가할수록 단위 시간당 방출되는 CO<sub>2</sub>의 총량도 비례하여 늘어난다. 밀폐된 공간 안에서 이 과정이 반복되면 CO<sub>2</sub> 농도는 시간이 지남에 따라 누적적으로 상승하게 된다. 이것이 CO<sub>2</sub> 농도를 부패 진행의 간접 지표로 삼을 수 있는 이론적 근거다.

본 연구의 실험 대상인 치즈브레드, 생크림케이크, 초콜롤빵은 모두 유제품 기반의 크림이나 치즈를 포함하고 있어 단백질 함량이 높다. 단백질이 풍부한 식품일수록 세균의 먹이가 되는 기질이 풍부하기 때문에 부패 속도가 빠르고, CO<sub>2</sub> 발생량의 변화도 상대적으로 뚜렷하게 나타날 것으로 예상할 수 있다.

### 2.2 주요 식중독균의 특성

본 연구의 주된 검출 대상균은 황색 포도상구균이지만, 빵류에서 발생할 수 있는 대표적인 식중독균의 특성을 함께 정리하면 실험 결과 해석에 도움이 된다.

황색 포도상구균(*Staphylococcus aureus*)은 자연계에 광범위하게 분포하는 그람 양성균으로, 한천 배지에서 황색 콜로니를 형성한다. 내열성 엔테로톡신을 생성하여 식중독을 일으키며, 국내에서는 살모넬라균, 장염 비브리오균에 이어 세 번째로 식중독 발생 빈도가 높다. 호기성 조건에서 왕성하게 증식하며, 이 과정에서 CO<sub>2</sub>를 포함한 대사 부산물을 방출한다.

병원성 대장균(*Pathogenic Escherichia coli*)은 최근 5년간 여름철 식중독 원인균의 약 49%를 차지하는 가장 주된 원인균이다. 8월 집단급식소 식중독 사례의 약 60%가 이 균에 의한 것으로 집계된다. 덜 조리된 육류, 생채소, 복합 조리식품이 주된 매개체이며, 묽은 설사, 복통, 구토 등을 유발한다.

살모넬라균(Salmonella)은 사람과 동물의 장내에 기생하는 병원성 세균으로, 날달걀이나 불완전하게 조리된 육류가 주된 감염 경로다. 균 자체보다 식품 매개 감염 시 독성이 강해져 수백 마리만으로도 식중독을 유발할 수 있다.

이 외에도 혐기성 조건에서 신경독소를 생성하는 보툴리누스균(Clostridium botulinum)과 가축 유래 캄필로박터균(Campylobacter jejuni)이 대표적인 세균성 식중독 원인균으로 알려져 있다. 다만 본 연구의 실험 환경은 상온 호기성 조건이므로, 혐기성 균보다는 황색포도상구균과 같은 호기성 균의 거동이 CO<sub>2</sub> 농도 변화에 주된 영향을 미쳤을 것으로 판단된다.

### 2.3 CO<sub>2</sub> 및 TVOC를 식품 부패 지표로 활용하는 근거

CO<sub>2</sub> 는 대기 중에 약 400ppm 수준으로 존재하는 배경 농도를 갖는다. 이 값은 밀폐된 공간 내에 부패 중인 식품이 없을 때의 기준선(baseline)으로 활용할 수 있다. 식품 부패가 진행되면 세균의 호흡에 의해 밀폐 공간 내 CO<sub>2</sub> 농도가 이 기준선보다 유의미하게 높아지며, 부패 정도가 심할수록 그 차이는 더욱 커진다. 본 실험에서도 1일차에 세 종류의 빵 모두 400ppm으로 측정된 것이 이 기준선에 해당한다.

TVOC(Total Volatile Organic Compounds, 총 휘발성 유기화합물)는 미생물의 대사 과정에서 생성되는 다양한 휘발성 물질의 총합이다. 에탄올, 아세트산, 메탄올 등 수십 종의 화합물이 포함되며, 식품 부패의 특징적인 냄새 성분이 대부분 여기에 속한다. CO<sub>2</sub> 가 부패의 전반적인 진행 속도를 반영한다면, TVOC는 부패의 종류와 성질에 대한 추가적인 정보를 제공할 수 있다. 두 지표를 함께 수집하면 단일 지표만 사용하는 것보다 부패 상태를 더 입체적으로 분석하는 것이 가능하다.

다만 CO<sub>2</sub> 를 직접적인 지표로 사용할 때는 주의가 필요하다. 본 연구에서 사용한 SGP30 센서가 출력하는 eCO<sub>2</sub> (equivalent CO<sub>2</sub> )는 실제 CO<sub>2</sub> 농도를 직접 측정값이 아니라, TVOC 측정값을 기반으로 환산한 추정값이다. 즉, 센서의 금속 산화물 소자가 TVOC에 반응하여 생성한 신호를 CO<sub>2</sub> 증가 농도로 변환한 것이다. 이 점은 데이터를 해석할 때 반드시 고려해야 하는 센서의 구조적 특성이며, 동시에 이 센서가 CO<sub>2</sub> 와 TVOC를 동시에 포착하는 복합 지표로서 오히려 부패 감지에 적합할 수 있음을 시사하기도 한다.

### 2.4 이상 탐지(Anomaly Detection) 개요

이상 탐지란 데이터 집합에서 일반적인 패턴에서 벗어난 관측값, 즉 이상(anomaly)을 식별하는 기법을 말한다. 제조업의 설비 고장 예측, 금융 분야의 이상 거래 탐지, 의료 분야의 비정상 생체 신호 감지 등 다양한 도메인에서 핵심 기술로 활용되고 있으며, 식품 안전 분야에서도 적용 가능성이 점차 주목받고 있다.

이상 탐지 방법론은 크게 세 가지로 분류된다. 첫째는 규칙 기반(rule-based) 방법으로, 사전에 정의된 임계값(threshold)을 기준으로 정상과 이상을 분류한다. 구현이 단순하고 해석이 직관적이라는 장점이 있으나, 임계값을 수작업으로 설정해야 하며 데이터의 복잡한 패턴을 반영하기 어렵다. 둘째는 통계적 방법으로, 데이터의 분포를 가정하고 그로부터 유의미하게 벗어나는 값을 이상으로 판단한다. Z-score나 IQR(사분위 범위) 기반 방법이 대표적이다. 셋째는 머신러닝 기반 방법으로, Isolation Forest, One-Class SVM, LSTM Autoencoder 등의 모델을 활용하여 정상 데이터의 패턴을 학습한 후 이로부터 벗어나는 입력을 이상으로 분류한다. 복잡한 패턴을 자동으로 학습할 수 있다는 장점이 있으나, 충분한 양의 학습 데이터가 필요하다.

본 연구는 이 세 가지 방법 중 규칙 기반 이상 탐지에 해당한다. 수집된 데이터의 규모가 머신러닝 모델 학습에 충분하지 않기 때문이며, 이는 연구의 한계이기도 하지만 동시에 이 연구가 갖는 역할이기도 하다. 즉, 본 연구는 향후 통계적 또는 머신러닝 기반 이상 탐지 모델의 입력으로 사용될 수 있는 시계열 센서 데이터의 기초 특성을 탐색하고, 유의미한 임계점이 존재하는지를 확인하는 선행 연구로서 기능한다.

시계열 이상 탐지의 맥락에서 보면, 본 실험 데이터는 시간의 흐름에 따라 값이 단조 증가하는 추세 기반 이상(trend-based anomaly)의 전형적인 형태를 보인다. 특정 시점부터 증가 속도가 급격히 빨라지는 변곡점이 관찰된다면, 이를 부패 진입을 알리는 이상 신호로 해석할 수 있다. 이 변곡점의 존재와 위치를 데이터로부터 도출하는 것이 본 연구 분석 섹션의 핵심 과제다.

### 3. 연구 방법

#### 3.1 실험 설계

본 실험은 식품 부패 과정에서 밀폐 공간 내 CO<sub>2</sub> 농도가 시간에 따라 유의미하게 변화하는지를 확인하고, 그 변화 패턴을 시계열 데이터로 수집하는 것을 목적으로 설계되었다.

실험의 변수 구조는 다음과 같이 정의하였다.

독립변수는 시간(일차)으로, 1일차, 2일차, 3일차, 5일차 총 4개 시점에서 측정을 수행하였다. 종속변수는 밀폐 유리병 내부의 eCO<sub>2</sub> 농도(ppm)이며, SGP30 센서를 통해 수집하였다. 실험군은 치즈브레드, 생크림케이크, 초코롤빵 세 종류로 설정하였고, 각 빵은 서로 다른 유리병에 개별 보관하여 교차 오염을 방지하였다. 통제변수는 보관 온도(상온, 약 20~25℃), 측정 전 밀폐 시간(15분), 측정 방식(센서 삽입 후 즉시 판독)으로 통일하였다.

실험 대상으로 빵류를 선택한 이유는 두 가지다. 첫째, 치즈, 생크림 등 유제품 기반 크림이 포함되어 단백질 함량이 높아 세균 증식의 기질이 풍부하고 부패 속도가 상대적으로 빠르다. 둘째, 부패 초기에는 외관상 변화가 거의 없어 시각적 판별이 어렵기 때문에, 센서 기반 감지 방식의 필요성을 실증하기에 적합한 대상이다.

한 가지 실험 설계상 한계를 명시한다. 각 측정 시점에서 동일 샘플에 대한 반복 측정을 수행하지 않았기 때문에, 수집된 데이터는 단회 측정값에 해당한다. 이는 측정 오차를 통계적으로 보정하기 어렵게 만드는 요인이며, 본 연구의 결과를 예비적(preliminary) 수준으로 해석해야 하는 근거가 된다.



그림 1 실험 대상 식품 샘플 — (좌부터) 치즈브레드, 생크림케이크, 초코롤빵

#### 3.2 데이터 수집 시스템 구현

##### 3.2.1 하드웨어 구성

본 연구의 데이터 수집 시스템은 Arduino UNO 보드와 SGP30 복합 가스 센서를 핵심 부품으로 구성하였다.

Arduino UNO는 ATmega328P 마이크로컨트롤러를 기반으로 한 오픈소스 컴퓨팅 플랫폼이다. 다양한 센서로부터 입력값을 받아 처리하고, 그 결과를 외부 장치로 출력할 수 있는 범용 제어 보드로, 관련 라이브러리와 커뮤니티 생태계가 풍부하여 빠른 프로토타이핑에 적합하다.

SGP30은 Sensirion사가 제조한 금속 산화물(MOX) 기반의 복합 가스 센서로, 1°C 프로토콜을 통해 마이크로컨트롤러와 통신한다. 단일 칩 위에 여러 개의 금속 산화물 감지 소자를 결합하여, 총 휘발성 유기화합물(TVOC, 0~60,000ppb)과 등가 이산화탄소 농도(eCO<sub>2</sub>, 400~60,000ppm)를 동시에 출력한다. 측정값의 일반적인 정확도는 ±15% 수준이며, 1°C 인터페이스를 통해 완전히 보정된 디지털 출력 신호를 제공한다.

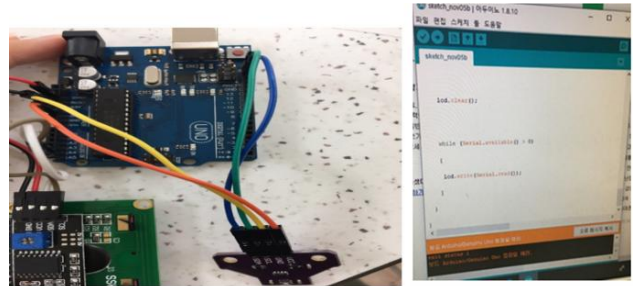


그림 2 Arduino UNO와 SGP30 센서 연결구성

##### 3.2.2 시스템 구현 과정 및 엔지니어링 의사결정

초기 설계안은 SGP30 센서, LCD 디스플레이, 3색 LED를 Arduino 단일 보드에 통합하여, CO<sub>2</sub> 수치를 실시간으로 화면에 표시하고 임계값 초과 시 LED 색상으로 경고를 출력하는 구조였다. 센서와 LCD를 각각 독립적으로 연결하여 단위 테스트를 수행했을 때는 두 모듈 모두 정상 작동을 확인하였다.



그림 3 (좌) LCD 단독 구동 성공, (우) IDE 시리얼 모니터에서 확인한 SGP30 센서 출력값

그러나 두 모듈을 동시에 연결하여 통합 코드를 실행하자 컴파일 오류가 발생하였다. 원인을 분석한 결과 두 가지 문제가 복합적으로 작용하고 있었다. 첫째는 코드 레벨의 충돌로, SGP30을 제어하는 Adafruit SGP30 라이브러리와 LCD를 제어하는 LiquidCrystal

I2C 라이브러리가 I<sup>2</sup>C 버스를 공유하는 과정에서 메모리 및 주소 충돌이 발생하였다. 둘째는 Arduino UNO 보드의 하드웨어 한계로, 단일 보드에서 두 I<sup>2</sup>C 라이브러리를 동시에 안정적으로 구동하기에는 플래시 메모리(32KB)와 SRAM(2KB) 용량이 부족하였다.

이 문제를 해결하기 위한 방안으로 두 가지를 검토하였다. 첫 번째는 I<sup>2</sup>C 주소 충돌이 없는 다른 CO<sub>2</sub> 센서로 교체하는 것이고, 두 번째는 Arduino 보드 두 개를 시리얼 통신(UART)으로 연결하여 센서 처리와 디스플레이 출력을 분리하는 것이었다. 그러나 두 방법 모두 추가 부품 조달과 시리얼 통신 구현에 대한 숙련도 문제로 즉각적인 적용이 어려웠다.

최종적으로 채택한 방식은 LCD와 LED 출력을 제거하고, Arduino IDE의 시리얼 모니터를 통해 PC로 데이터를 직접 로깅(logging)하는 것이었다. 이 방식은 디스플레이 모듈 없이 SGP30 센서만을 Arduino에 연결하기 때문에 라이브러리 충돌이 발생하지 않으며, 시리얼 통신(9600bps)을 통해 eCO<sub>2</sub> 와 TVOC 측정값이 실시간으로 PC 화면에 출력된다. 출력 기능을 포기한 대신 데이터 수집의 안정성과 신뢰성을 확보한 것으로, 프로토타입 단계에서는 오히려 데이터 로깅 목적에 더 적합한 구성이라 판단하였다.

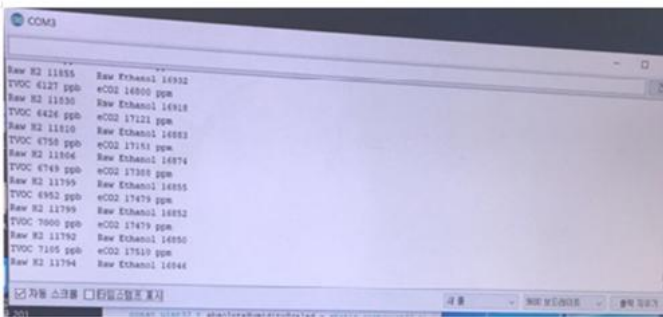


그림 4 Arduino IDE 시리얼 모니터를 통한 실시간 CO<sub>2</sub> 농도 로깅 화면

구현에 사용된 핵심 코드의 구조는 다음과 같다.

setup() 함수에서 시리얼 통신을 초기화하고 SGP30 센서의 연결 상태를 확인한다. loop() 함수에서는 sgp.IAQmeasure()를 호출하여 eCO<sub>2</sub> 와 TVOC 값을 읽어온 뒤, Serial.println()으로 PC에 전송하는 과정을 반복한다. 절대 습도 보정을 위한 getAbsoluteHumidity() 함수도 포함되어 측정 정확도를 개선하였다.



그림 5 SGP30 센서 데이터 수집을 위한 Arduino 코드

### 3.3 측정 절차

각 측정 시점에서 다음의 절차를 동일하게 적용하였다.

평소에는 빵을 담은 유리병의 뚜껑을 열어 상온에 보관하였다. 이는 실제 식품 보관 환경을 모사하는 동시에, 외부 공기와의 자유로운 교환을 허용하여 빵 자체의 부패를 자연스럽게 진행시키기 위함이다. 측정 15분 전에 유리병의 뚜껑을 닫아 밀폐 상태를 유지하였다. 이 과정을 통해 세균이 배출하는 CO<sub>2</sub> 가 병 내부에 포집되어 농도가 측정 가능한 수준으로 축적된다. 측정 시에는 SGP30 센서를 유리병 내부에 삽입하고 즉시 수치를 판독하였다. 사람의 호흡이 측정값에 영향을 미치는 것을 방지하기 위해 측정 중에는 숨을 참는 방식으로 외부 CO<sub>2</sub> 유입을 최소화하였다. 동일한 절차를 1일차(11월 5일), 2일차(11월 6일), 3일차(11월 7일), 5일차(11월 9일)에 반복하였다.

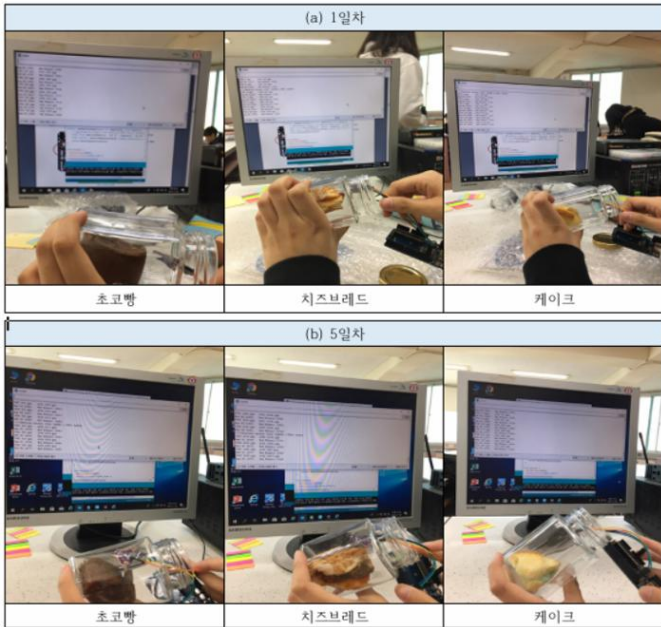


그림 6 (상) 1일차 측정 장면, (하) 5일차 측정 장면 — 좌부터 초코롤빵, 치즈브레드, 생크림케이크

#### 4. 결과 및 분석

##### 4.1 시계열 CO<sub>2</sub> 농도 변화 개요

5일간의 측정을 통해 수집된 eCO<sub>2</sub> 농도 데이터는 아래 도표와 같다.

측정 시점	치즈브레드 (ppm)	초코롤빵 (ppm)	생크림케이크 (ppm)
1일차	400	400	400
2일차	3,500	1,600	1,200
3일차	4,600	2,000	2,000
5일차	8,000	3,000	4,000

세 샘플 모두 시간이 경과함에 따라 eCO<sub>2</sub> 농도가 단조 증가하는 추세를 보였다. 1일차에는 세 샘플 모두 대기 중 CO<sub>2</sub>의 기준 농도인 400ppm을 기록하였다. 이는 실험 시작 시점에서 각 샘플의 초기 상태가 동일하게 통제되었음을 의미하며, 이후 측정값의 변화가 보관 시간의 경과, 즉 부패 진행에 의한 것임을 뒷받침하는 기준점이 된다.

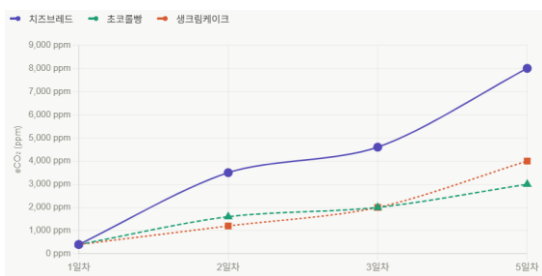


그림 7 샘플별 eCO<sub>2</sub> 농도 시계열 변화 (1일차~5일차)

#### 4.2 샘플별 부패 진행 양상 분석

##### 치즈브레드

세 샘플 중 가장 빠르고 뚜렷한 CO<sub>2</sub> 농도 상승을 보였다. 1일차 400ppm에서 2일차에 3,500ppm으로 단 하루 만에 3,100ppm이 급증하였으며, 이는 같은 시점 초코롤빵(+1,200ppm), 생크림케이크(+800ppm)와 비교했을 때 약 2.5~4배에 달하는 증가량이다. 3일차에는 4,600ppm, 5일차에는 8,000ppm을 기록하며 측정 기간 내내 가장 높은 수치를 유지하였다. 치즈가 단백질과 지방 함량이 특히 높아 세균 증식의 기질이 풍부하고, 그에 따라 부패 속도와 CO<sub>2</sub> 배출량이 다른 샘플보다 유의미하게 빠른 것으로 해석된다.

##### 초코롤빵

5일차 기준 3,000ppm으로 세 샘플 중 가장 낮은 최종 수치를 기록하였다. 2일차에 1,600ppm으로 비교적 빠른 초기 상승을 보였으나, 3일차(2,000ppm)에서 5일차(3,000ppm) 구간의 증가 속도는 상대적으로 완만하였다. 초코롤빵에 포함된 초코 크림은 당 함량이 높아 삼투압 효과로 세균 증식이 일부 억제될 수 있으며, 이것이 후반부 증가 속도의 둔화에 영향을 미쳤을 가능성이 있다.

##### 생크림케이크

흥미로운 점은 2일차에 세 샘플 중 가장 낮은 1,200ppm을 기록했음에도 불구하고, 5일차에는 4,000ppm으로 초코롤빵(3,000ppm)을 역전하였다는 것이다. 3일차까지는 초코롤빵과 동일한 2,000ppm 수준을 유지하다가, 5일차에 상대적으로 큰 폭(+2,000ppm)으로 증가하는 후기 가속 패턴을 보였다. 이는 생크림 특유의 높은 수분 함량과 유지방 성분이 초기보다 후기 부패 단계에서 세균 증식에 더 유리한 환경을 형성하는 것과 관련이 있을 수 있다.

#### 4.3 일변화량 및 증가율 분석

단순 수치 변화 외에, 측정 구간별 일평균 증가량과 누적 증가율을 산출하면 부패 속도의 차이를 보다 정량적으로 비교할 수 있다.

구간	치즈브레드	초코롤빵	생크림케이크
1→2일차 증가량	+3,100 ppm	+1,200 ppm	+800 ppm
2→3일차 증가량	+1,100 ppm	+400 ppm	+800 ppm
3→5일차 증가량 (2일간)	+3,400 ppm	+1,000 ppm	+2,000 ppm
1→5일차 총 증가율	+1,900%	+650%	+900%

치즈브레드는 5일간 기준 농도(400ppm) 대비 1,900% 증가하였고, 생크림케이크는 900%, 초코롤빵은 650% 증가하였다. 총 증가율만 놓고 보면 세 샘플 모두 기준 농도의 수배~수십 배에 이르는 수치 변화를 보였으며, 이는 밀폐 환경 내 세균 활동에 의한 CO<sub>2</sub> 누적이 실제로 측정 가능한 수준임을 보여준다.

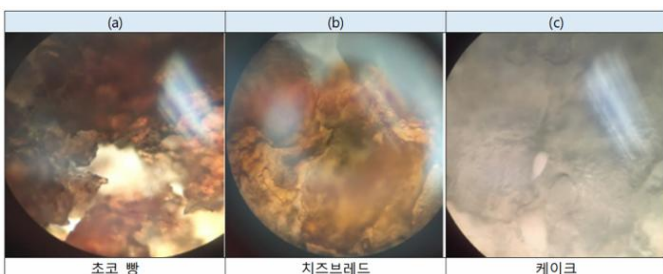
#### 4.4 임계점(Threshold) 탐색

이상 탐지의 관점에서 가장 핵심적인 질문은 "어느 시점, 어느 수치를 기준으로 정상(신선)과 이상(부패)을 구분할 수 있는가"이다.

본 데이터에서 관찰되는 가장 명확한 패턴은 1일차(400ppm)와 2일차(1,200~3,500ppm) 사이에 존재하는 급격한 불연속적 도약이다. 세 샘플 모두 1일차에는 대기 기준 농도인 400ppm을 기록하다가, 24시간이 경과한 2일차에 최소 3배에서 최대 8.75배까지 수치가 치솟는다. 이 변화의 폭은 단순한 측정 오차나 외부 요인으로 설명하기 어려운 수준으로, 부패 초기 단계에 세균 증식이 폭발적으로 진행되었음을 시사한다.

이를 바탕으로 본 연구에서 제안하는 규칙 기반 임계값은 1,000ppm이다. 1일차의 기준 농도(400ppm)와 부패가 시작된 2일차의 최솟값(1,200ppm) 사이의 중간값 수준으로, 세 샘플 모두에서 2일차 이후 이 수치를 초과하는 패턴이 일관되게 관찰된다. 즉, 밀폐 15분 후 측정된 eCO<sub>2</sub> 농도가 1,000ppm을 초과하면 부패가 진행 중인 것으로 판단하는 1차 규칙을 도출할 수 있다.

다만 이 임계값은 3종의 빵 샘플, 단회 측정, 특정 온도 조건에서 도출된 것이므로 일반화에는 한계가 있다. 식품의 종류, 보관 온도, 밀폐 공간의 부피 등 다양한 변수가 임계값에 영향을 미칠 수 있다. 향후 더 많은 샘플과 반복 측정을 통해 통계적으로 검증된 임계값을 도출하는 것이 필요하다.



**그림 8** 5일차 빵 샘플 현미경 관찰 — (좌) 초코롤빵, (중) 치즈브레드, (우) 생크림케이크. 육안으로는 균사 구조를 명확히 식별하기 어려웠으며, 이는 센서 기반 감지 방식의 필요성을 방증한다.

## 5. 결론 및 향후 연구

### 5.1 결론

본 연구는 저비용 IoT 센서를 활용하여 식품 부패를 실시간으로 감지하는 시스템의 가능성을 탐색한 선행 연구다. SGP30 복합 가스 센서와 Arduino UNO를 결합한 데이터 수집 시스템을 직접 구현하고, 치즈브레드, 생크림케이크, 초코롤빵 세 종류의 빵 샘플을 대상으로 5일간 eCO<sub>2</sub> 농도 변화를 시계열 데이터로 수집 및 분석하였다.

실험을 통해 도출한 주요 결과는 다음 세 가지로 요약된다.

첫째, 식품 부패가 진행될수록 밀폐 공간 내 eCO<sub>2</sub> 농도가 시간에 비례하여 증가한다는 상관관계를 실험적으로 확인하였다. 세 샘플 모두 1일차의 기준 농도(400ppm)에서 출발하여 5일차에는 3,000~8,000ppm 수준까지 상승하였으며, 이는 세균의 호기성 호흡에 의한 CO<sub>2</sub> 배출이 센서로 측정 가능한 수준임을 보여준다.

둘째, 식품의 성분 구성에 따라 부패 속도와 CO<sub>2</sub> 배출 패턴이 상이하게 나타났다. 치즈브레드는 단백질과 지방 함량이 높은 치즈 성분으로 인해 가장 빠르고 급격한 상승 패턴을 보인 반면, 초코롤빵은 당 성분의 삼투압 효과로 인해 후반부 증가 속도가 상대적으로 완만하였다. 생크림케이크는 초기에 완만하다가 후기에 가속되는 패턴을 보여 식품 유형별로 부패 진행 양상이 다름을 확인하였다.

셋째, 수집된 시계열 데이터를 분석한 결과 1,000ppm을 규칙 기반 이상 탐지의 1차 임계값으로 제안할 수 있음을 확인하였다. 세 샘플 모두 부패가 진행된 2일차 이후 이 수치를 일관되게 초과하였으며, 1일차와 2일차 사이의 불연속적 농도 도약이 부패 진입을 알리는 이상 신호로서 기능할 수 있음을 시사한다.

또한 시스템 구현 과정에서 SGP30과 LCD 모듈 간의 I<sup>2</sup>C 라이브러리 충돌 문제를 경험하고, 이를 Arduino IDE 시리얼 로깅 방식으로 전환하여 해결한 엔지니어링 의사결정 과정은 실제 IoT 데이터 파이프라인 설계에서 하드웨어 제약 조건을 고려한 아키텍처 선택의 중요성을 보여주는 사례로서 의미를 갖는다.

### 5.2 연구의 한계

본 연구는 탐색적 선행 연구로서의 성격상 여러 가지 한계를 내포하고 있으며, 이를 명확히 인식하는 것이 결과 해석에 있어 중요하다.

측정의 단회성. 각 시점에서 동일 샘플에 대한 반복 측정을 수행하지 않았기 때문에 측정 오차를 통계적으로 보정하기 어렵다. 수집된 데이터는 단일 관측값으로, 표준편차나 신뢰구간을 산출할 수 없는 상태다.

샘플 수의 제한. 세 종류의 빵 샘플만을 대상으로 하

였기 때문에, 도출된 임계값(1,000ppm)과 부패 패턴을 다른 식품군이나 다른 환경 조건에 일반화하기 어렵다.

센서의 측정 원리상 한계. SGP30이 출력하는 eCO<sub>2</sub>는 실제 CO<sub>2</sub>를 직접 측정한 값이 아니라 TVOC 기반으로 환산한 추정값이다. 따라서 CO<sub>2</sub> 외의 다른 휘발성 유기화합물 변화가 eCO<sub>2</sub> 수치에 영향을 미칠 수 있는 가능성을 완전히 배제할 수 없다.

외부 변수 통제의 불완전성. 측정 시 사람의 호흡에 의한 CO<sub>2</sub> 유입을 숨을 참는 방식으로 최소화하였으나, 이는 완전한 통제 수단이 아니다. 밀폐 공간의 부피, 온도의 일중 변동, 병 내부의 잔존 산소량 등도 측정값에 영향을 미칠 수 있는 변수이나 이를 정밀하게 통제하지는 못하였다.

4일차 데이터 누락. 측정이 1, 2, 3, 5일차에만 수행되어 4일차 데이터가 없다. 이로 인해 3일차에서 5일차 사이의 변화 추이를 연속적으로 파악하는 데 공백이 존재한다.

### 5.3 향후 연구 방향

본 연구의 한계를 보완하고 실용적인 식품 부패 감지 시스템으로 발전시키기 위한 향후 연구 방향을 세 가지 축으로 제안한다.

#### ① 데이터셋 확장 및 품질 개선

우선 실험 대상 식품군을 빵류 외에 육류, 유제품, 채소류 등으로 확장하고, 각 샘플에 대해 동일 조건의 반복 측정을 수행하여 통계적으로 유의미한 데이터셋을 구축할 필요가 있다. 또한 측정 주기를 현재의 1일 단위에서 수 시간 단위로 단축하면 부패 진행의 세부적인 시계열 패턴을 더 정밀하게 포착할 수 있다. 여기에 온도, 습도 센서를 추가하여 환경 변수를 함께 기록한다면 데이터의 신뢰성과 분석 가능성이 크게 높아질 것이다.

#### ② 머신러닝 기반 이상 탐지 모델 적용

충분한 데이터셋이 확보된다면, 본 연구에서 도출한 규칙 기반 임계값을 넘어 머신러닝 기반의 이상 탐지 모델을 적용하는 것이 가능해진다. 시계열 데이터의 이상 탐지에 널리 활용되는 LSTM Autoencoder는 정상 상태의 데이터 패턴을 학습한 뒤 재구성 오차가 큰 구간을 이상으로 판별하는 방식으로, 부패 진입 시점을 더 정교하게 포착할 수 있다. Isolation Forest나 One-Class SVM과 같은 비지도 학습 기반 방법론도 라벨이 없는 센서 데이터에 적용하기 적합한 후보다. 나아가 식품 종류별로 부패 패턴이 상이하다는 본 연구의 발견을 바탕으로, 식품 유형을 입력 변수로 추가한 다중 클래스 분류 모델로 확장하는 것도 고려해볼 수 있다.

#### ③ 시스템 고도화 및 상용화 가능성 탐색

하드웨어 측면에서는 SGP30보다 정확도가 높은 NDIR(비분산 적외선) 방식의 CO<sub>2</sub> 센서(예: SCD40,

MH-Z19)로 교체하면 실제 CO<sub>2</sub>를 직접 측정할 수 있어 데이터 신뢰성이 향상된다. 소프트웨어 측면에서는 Arduino 시리얼 로깅에서 나아가 Raspberry Pi 또는 ESP32 기반으로 마이그레이션하면 Wi-Fi를 통한 클라우드 데이터 전송, 실시간 대시보드 모니터링, 임계값 초과 시 모바일 알림 등의 기능을 추가할 수 있다. 최종적으로 3색 LED 인디케이터와 소형 디스플레이를 결합한 독립형 디바이스로 완성한다면, 전문 지식이 없는 일반 사용자도 직관적으로 활용 가능한 식품 안전 모니터링 기기로서의 상용화 가능성을 갖추게 된다.

### 5.4 마치며

본 연구는 고가의 전문 장비 없이도 저비용 IoT 센서와 오픈소스 플랫폼만으로 식품 부패를 수치화하여 감지하는 것이 원리적으로 가능함을 보여주었다. 실험 설계의 엄밀성과 데이터 규모 면에서 한계가 분명하지만, CO<sub>2</sub> 시계열 데이터와 식품 부패 수준 사이의 상관관계를 직접 확인하고 규칙 기반 임계값을 도출하였다는 점에서 후속 연구를 위한 유효한 출발점을 마련하였다. 향후 데이터 규모를 확장하고 머신러닝 모델과 결합한다면, 가정과 급식소에서 실시간으로 식품 안전을 모니터링하는 실용적인 시스템으로 발전할 수 있을 것이다.