

## 드론을 이용한 위험물질 근원지 추정을 위한 혼합 가우시안 모델 및 정보이론기반 자율 탐색 알고리즘 및 비행 실험

### 1. 서론

현대에는 생화학 혹은 방사성 물질 등 비가시적 위험물질이 대기로 방출되어 많은 비상 상황이 발생한다. 이러한 상황에서 오염원의 방출 근원지 및 방출량 등 주요 매개변수 포함하는 소스텀(source term)을 신속하고 정확하게 추정하는 것이 중요하다. 기존의 근원지 추정 방식은 기 설치된 다수의 지상형 센서를 이용하는 것으로써, 이는 미리 정해진 영역에만 적용 가능한 단점이 있다. 현대에는 어디서나 화학물질 누출 사고 또는 테러가 일어날 수 있는 가능성이 있으며, 임의의 환경에서도 적절한 위험물질 센서를 이용한 근원지 추정 기술을 요구한다. 이에 최근 세계적으로 무인이동체를 이용하여 임의의 지역에서 위험 물질 방출 근원지를 추정할 수 있게 하는 다양한 연구를 진행하고 있다. 그러나 매우 비선형적이고 환경적 변화가 큰 난류 상황에서는 정확한 센서 데이터를 획득하기 어렵고, 잘못된 신호가 들어오거나 신호를 놓치는 경우 또한 빈번히 일어난다 이러한 문제는 모바일 센서를 이용한 대기방출 위험물질의 근원지 탐색 알고리즘 연구 및 실제 드론 비행 실험을 매우 어렵게 만드는 요소이다.

본 논문에서는 파티클 필터(particle filter)를 이용한 비선형적/비가우시안적 근원지 추정 기법과 혼합 가우시안 모델(Gaussian Mixture Model, GMM)을 이용한 정보이론 기반 최적 자율 탐색 기법을 제안한다. 또한 수치 시뮬레이션 및 실제 야외 드론 비행 실험으로 제안한 알고리즘의 성능을 검증한다.

### 2. 환경 모델

공기 중에 방출되는 위험물질의 확산 모델은 실시간 계산을 위해 다음과 같은 식을 따르는 해석적 모델을 이용한다.

$$R(r_k|r_0) = \frac{Q_0}{4\pi D|r_k-r_0|} \exp\left(\frac{(x_k-x_0)\sin\phi V}{2D}\right) \exp\left(\frac{-(y_k-y_0)\cos\phi V}{2D}\right) \exp\left(-\frac{|r_k-r_0|}{\lambda}\right). \quad (1)$$

이 모델에서 센서가 특정 위치  $r_k$  에서 얻을 수 있는 평균 센서 농도  $R(r_k|r_0)$  은 방출 근원지의 가스 방출량  $Q_0$  와 근원지까지의 상대 거리  $|r_k - r_0|$  및 공기의 난류 현상을 포함하는 실질적 확산도  $D$  와 바람 속도  $V$ , 방향  $\phi$  등의 영향을 받는다.

공기 중의 위험물질 입자는 센서에 부딪힘으로써 주변 환경의 농도를 표시하며, 주변 가스 농도가 높을수록 많은 횟수의 충돌이 센서와 입자 사이에 발생한다. 따라서 본 논문에서는 푸아송 (Poisson) 분포를 따르는 센서 모델을 활용하며, 이에 대한 확률분포식은 아래와 같다.

$$p(z|\mu) = \frac{\mu^z}{z!} e^{-\mu}. \quad (2)$$

이때,  $\mu = R(r_k|r_0)$  로써, 앞선 언급한 위험물질 확산 모델에 의해 결정되는 값이며,  $z$  는 실제 센서 측정값이다.

### 3. 정보이론기반 자율탐색 기법

소스텀(위험물질 방출 근원지 매개변수)은 비선형성이 매우 높고, 측정된 가스 센서의 노이즈는 가우시안을 따르지 않으므로 일반적인 추정 기법으로는 그 정확성에 한계가 있다. 따라서 본 논문에서는 소스텀 추정을 위해 아래의 식과 같이 샘플링 기반의 파티클 필터를 이용해 센서 데이터와 환경 모델을 이용해 소스텀을 근사화한다.

$$p(x|z_{1:k}) = \sum_{i=1}^N w_k^i \delta(x - x_k^i) \quad (3)$$

이때 샘플된 파티클  $x_k^i$ 와 그에 대응하는 가중치  $w_k^i$ 는 확률 분포  $p(x|z_{1:k})$ 를 근사적으로 나타낸다.

소스텀을 근사시키는 파티클은 그림 1 (a), (b)와 같이 혼합 가우시안 모델 (GMM) 기반으로 몇 개의 가우시안 분포에 피팅(fitting)할 수 있다. 각각의 가우시안의 피크 (peak) 점들은 위험물질의 방출 근원지가 존재할 가능성이 높은 지점이며, 드론은 그림 1 (c)와 같이 각각의 가우시안의 피크점을 향해 미리 정해진 일정거리(step size,  $d$ )만큼 움직인 후 새로운 데이터를 수집한다.

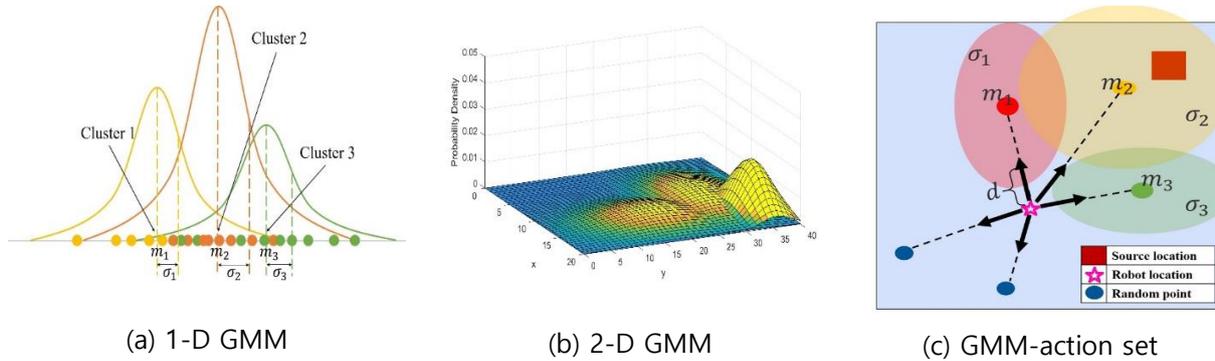


그림 1 혼합 가우시안 모델 예시 및 탐색 후보지점

각각의 센서 데이터 수집 후보지점에서 얼마나 효과적으로 소스텀에 대한 추가 정보를 얻을 수 있는지는 정보이론에 기반해 정의된다. 정보이론 기반의 소스텀 탐색 기법 중 근래에 많이 활용되고 있는 Infotaxis는 추정된 소스텀 확률분포를 이용하여 엔트로피를 계산하며, 지속적으로 소스텀의 엔트로피를 감소시킬 수 있는 방향으로 탐색을 진행한다. GMM을 통해 생성된 다수의 탐색 후보지점들의 엔트로피 감소량은 Eq. (4)를 이용해 각각 계산할 수 있으며, 그중 감소량이 최대가 되는 후보지점을 다음 스텝의 탐색 경로점으로 결정한다.

$$I(u_k) = \sum_{z_{k+1}=0}^{z_{k+1}^{max}} p(\hat{z}_{k+1}; \mu(r_k|x)) (\sum_{i=1}^N \hat{w}_{k+1}^i \log \hat{w}_{k+1}^i) - \sum_{i=1}^N w_k^i \log w_k^i \tag{4}$$

이와 같이 particle filter와 GMM으로 탐색 후보점을 생성하고, Infotaxis를 이용해 최적의 탐색지점을 결정하는 제안된 알고리즘을 본 논문에서는 GMM-Infotaxis라고 정의한다.

#### 4. 수치 시뮬레이션

본 논문에서는 기존의 Infotaxis와 제안한 GMM-Infotaxis의 소스텀 추정 및 탐색 성능을 비교하기 위해 각 환경 당 200번의 Monte Carlo 시뮬레이션을 수행하였다. 위험물질 방출 양상에 큰 영향을 미치는 두 가지 매개변수인 방출량( $Q_0$ )과 바람속도( $v$ )를 각각 변화시키면서 탐색한 결과 총 걸린 탐색시간은 표 1에 각각 나타나 있으며, 성공률은 표 2에서 확인할 수 있다.

표 1 환경 및 이동거리(step size  $d$ )에 따른 각 알고리즘의 탐색 시간

$Q_0$		0.2	0.5	1	5	10
Infotaxis	1m	159.3	112.4	76.1	45.5	44.8
	5m	164.5	130.8	108.2	62.1	32.7
GMM-Infotaxis	1m	151.4	104.3	74.2	41.1	43.1
	5m	140.2	79.2	47.0	18.4	14.5
$v$		0.2	0.5	1	5	10
Infotaxis	1m	85.2	82.1	78.0	73.7	78.0
	5m	116	112	103	101	114
GMM-Infotaxis	1m	85.8	79.0	77.6	64.8	63.7
	5m	50	45	45	56	59

표 2 환경 및 이동거리(step size  $d$ )에 따른 각 알고리즘의 탐색 성공률

$Q_0$		0.2	0.5	1	5	10
Infotaxis	1m	84.5	99.0	100	100	97.0
	5m	21.0	41.0	65.5	94.5	95.5
GMM-Infotaxis	1m	88.0	100	100	99.5	99.5
	5m	92.0	99.5	99.5	99.5	99.5
$V$		0.2	0.5	1	5	10
Infotaxis	1m	99.0	100	99.0	99.5	99.0
	5m	59.0	66.5	60.5	66.0	55.0
GMM-Infotaxis	1m	100	100	100	100	99.0
	5m	99.5	100	97.5	99.5	91.5

기존의 격자 위에서 탐색지점을 선택하는 Infotaxis의 경우 한 스텝당 이동거리  $d$ 가 줄어들수록 더욱 높은 공간 해상도로 센서 데이터를 획득할 수 있어서 탐색 성공률이 증가하는 반면 탐색 성공을 위해 필요한 시간은 증가한다. 반면에 GMM-Infotaxis의 경우, 한 스텝당 이동거리가 증가하더라도 성공률의 차이는 거의 없으면서 탐색 성공을 위해 필요한 시간을 줄어드는 것을 확인할 수 있다. 표 1과 2의 결과로써 거의 모든 환경에서 5m씩 이동하는 GMM-Infotaxis를 이용했을 때 성공률을 최대화하고 탐색 시간을 최소화할 수 있다. 이는 5m 이동거리의 GMM-Infotaxis가 자세한 탐색이 필요한 곳에서는 높은 공간 밀도로 센서값을 얻고, 자세한 탐색이 필요치 않은 곳에서는 빠르게 많은 정보를 얻을 수 있는 다른 지점을 탐색하게 하여, 보다 효율적이고 높은 정확도로 근원지를 추정할 수 있기 때문이다.

5. 야외 비행실험

제안한 알고리즘의 성능을 검증하기 위해 그림 2와 같이 실제 드론을 이용한 야외 비행실험을 진행하였다. 자율 드론은 그림 2 (b)와 같이 픽스호크 비행제어유닛과 라즈베리파이, 아두이노 보드를 탑재하고 있다. 또한, 프로펠러 주변에 생기는 공기의 유동에 의한 센서값 오차를 최소화하기 위해 다수의 가스 센서를 그림 2 (c)와 같이 배치하였다. Robot Operating System (ROS)를 이용해 드론이 주변 환경 데이터를 무선으로 수신 받으며 자율적으로 탐색 경로 생성 및 비행 제어 명령이 가능하도록 제작하였다.

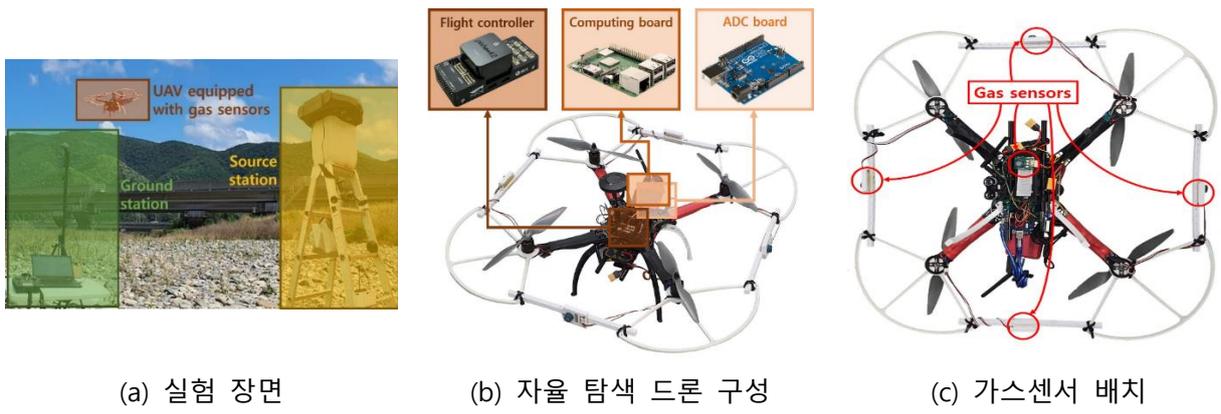


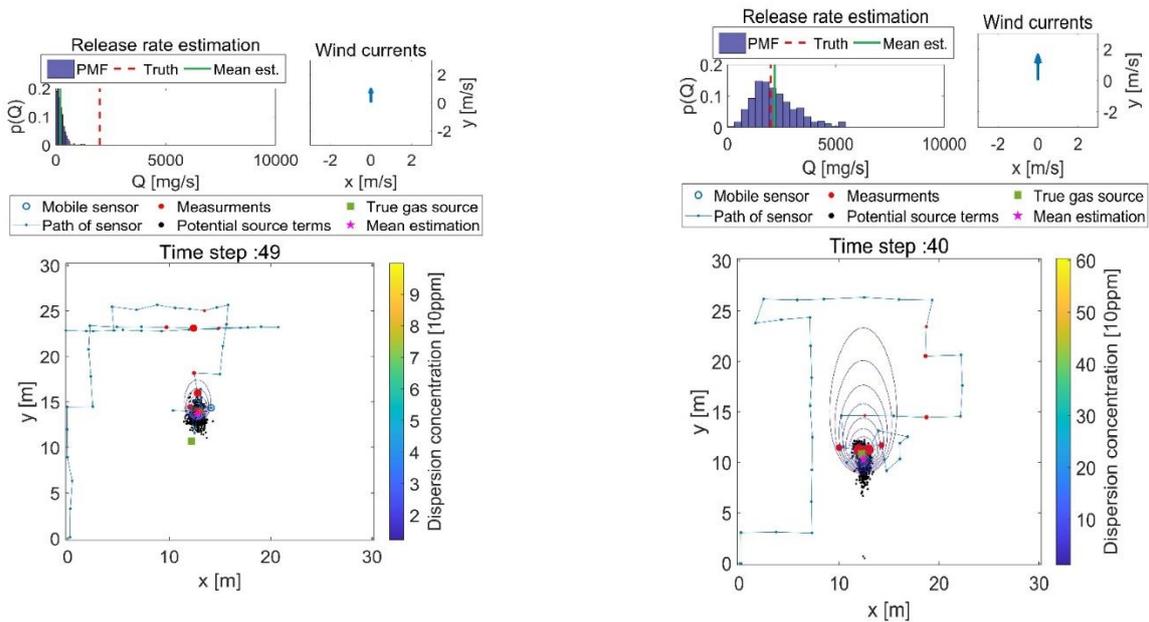
그림 2 근원지 탐색을 위한 야외 실험 및 자율탐색 드론 구성

(30m, 30m)의 탐색 영역에서 3m의 스텝당 이동거리를 가지는 Infotaxis와 GMM-Infotaxis를 이용해 각각 10회의 근원지 추정 실험의 평균을 비교한 결과는 표 3과 같다. 수치 시뮬레이션 결과와 마찬가지로 근원지 추정을 위한 시간은 GMM-Infotaxis가 평균적으로 80% 정도로 짧고, 방출량 및 위치 평균 제곱근 오차(root-mean-square error)는 각각 27%, 26% 수준으로 현저하게 낮은 것을 확인할 수 있다.

표 3 10회의 야외 드론 비행시험 평균 결과

	이동 횟수	방출량 RMSE [mg/s]	위치 RMSE [m]
Infotaxis	44.7	1,824	4.24
GMM-Infotaxis	36.8	486	1.10

실제 환경에서는 시뮬레이션에 비해 훨씬 예측할 수 없는 방출 양상을 보이며, 센서 데이터를 얻을 수 있는 기회가 훨씬 적으므로 효과적인 탐색 위치 선정의 중요성이 더욱 커진다. 그림 3과 같이 같은 날, 비슷한 시간, 비슷한 외부 환경에서 수행한 Infotaxis와 GMM-Infotaxis의 결과는 세 가지 측면 (총 탐색 시간, 근원지 위치 추정, 방출량 추정)에서 모두 GMM-Infotaxis가 뛰어난 성능을 보여준다.



(a) 대표적인 Infotaxis 탐색 결과

(b) 대표적인 GMM-Infotaxis 탐색 결과

그림 3 유사한 환경에서 수행된 Infotaxis와 GMM-Infotaxis를 활용한 비행 실험 결과 비교

### 6. 결론

본 연구는 비가시적 위험물질 방출 환경에서 가스센서가 탑재된 드론의 자율 탐색을 통해 위험물질 근원지 및 방출량을 포함하는 소스텀 (source term) 추정 연구를 진행하였다. 특히, 혼합 가우시안 모델 (GMM) 과 정보이론을 기반으로 드론의 자율 탐색 및 추정 기법인 GMM-Infotaxis를 제안하고 다양한 시뮬레이션 환경 및 실제 야외 비행 실험을 통해 본 논문에서 제안한 기법이 기존의 Infotaxis 기법에 비해 우수한 성능을 보이며 현실에서의 위험물질 방출 근원지를 추정할 수 있음을 보였다.

본 연구는 공기 중에 방출되는 비가시적 가스의 근원지 추정 뿐만 아니라 자기 센서를 통해 찾아야 하는 지뢰 또는 조난자 수색을 위한 beacon 시스템 등에도 적용할 수 있는 광범위한 연구이다. 추후 본 연구진에서는 해당 알고리즘의 성능을 보완하고 다수의 드론을 위한 분산 협력 시스템으로 발전시킬 예정이며, 그에 따른 야외 비행 실험 또한 계획하고 있다.