

가우시안 혼합 모델을 활용한 방수 궤적의 확률적 추론

임건호, 이영준, 김승혁, *주백석

국립금오공과대학교

geon815@kumoh.ac.kr, joon2121008@naver.com, tmdgur3919@naver.com,

*bschu@kumoh.ac.kr

Probabilistic Inference of Water Jet Trajectories with Gaussian Mixture Model

Geonho Yim, Youngjun Lee, Seunghyeok Kim, Baeksuk Chu*

Kumoh National Institute of Technology

요약

최근 화재 환경에서 발생하는 인적 및 물적 피해를 최소화하기 위하여 무인 소방 로봇 연구가 활발히 진행되고 있다. 소방 로봇을 활용한 효과적인 화재 진압을 위해서는 방수 궤적을 예측하고 궤적에 따른 최적 각도를 생성하는 것이 중요하다. 그러나 방수 궤적은 각도 이외에 노즐 구경, 바람, 압력 등의 물리적 요소의 영향을 크게 받아 각도 기반 단일 궤적 예측의 정확도가 제한된다. 특히 물 궤적의 경우 외란의 영향으로 동일 각도임에도 불구하고 분산된 데이터를 보이는 경향이 있다. 본 논문은 분산된 각도별 물 궤적을 GMM(Gaussian Mixture Model) 기반 확률 추론 모델을 생성하여 화재를 진압하는 방법을 제안한다. GMM은 다층 퍼셉트론 모델과 유사한 형태의 인공신경망으로 비선형 근사의 목표 값을 상수가 아닌 조건부 확률 밀도의 가우시안 분포로 설정한다. 일반 인공신경망 궤적 추론 모델은 데이터의 불안정성으로 인해 궤적 추론이 실패할 가능성이 존재한다. 확률 추론 모델은 하나의 화재 위치 입력에 화재 진압이 가능한 궤적의 분포를 제시하여 1차 궤적 추론이 실패하여도 2차 궤적 추론이 가능하다. 이는 무인 소방 로봇을 통한 자동 화재 진압에 도움이 될 것이라 기대한다.

1. 서론

최근 사람이 접근하기 어려운 화재 환경을 진압하기 위해 무인 소방 로봇에 대한 개발이 활발히 진행되고 있다. 무인 소방 로봇은 소방대원을 투입하기 어려운 환경에 투입되어 사전 진화 및 진화 경로 확보 등의 임무를 수행하는 것을 목적으로 개발되고 있다. 무인 소방 로봇은 원격 조종 및 자율 주행, 화재 인식 및 진화 등 다양한 동작을 수행할 수 있다. 특히 화재 진압 동작의 자동화는 소방대원이 진압하기 힘든 환경의 화재 진압을 가능하게 하여 활용도가 높다. 그러나 환경에 영향을 크게 받는 물 궤적의 특성상 화재 진압을 위한 추론 궤적이 실제와는 다른 양상을 보이는 경우가 다수 존재한다. 방수 궤적을 각도에 대해 단일 궤적으로 추론하는 경우 추론 궤적과 실제 궤적이 다른 경우에는 자동 화재 진압에 어려움을 겪게 된다.

위 문제를 해결하기 위해 확률론적 추론 모델을 활용하여 방수 궤적을 각도별 화재 진압 확률로 탐색하는 방법을 제안한다. 기존에 제시한 방수 궤적 추론 모델은 일반적으로 각도와 궤적이 일대일 대응하는 형태이다. 각도와 궤적이 일대일로 대응하는 모델은 입력 x 에 따라 단일 출력 y 를 추론하는 선형적 추론 모델이다. 이는 화재 진압을 위한 방수 궤적 생성 과정에서 하나의 화재 위치에 한 가지 궤적만을 추론 가능하다. 그러나 GMM(Gaussian Mixture Model)을 활용한 궤적 추론 모델의 경우 하나의 화재 위치에 다수의 궤적을 추론 가능하고, 궤적이 화재에 도달할 확률 또한 계산할 수 있다. 본 연구에서는 화재 진압을 목표로 방수 궤적을 추론하는 모델에 확률적 추론 모델을 적용하여 무인 소방 로봇을 활용한 자동 화재 진압 성능을 개선하고자 한다.

본 연구는 기존 방수 궤적 추론 모델인 일대일 대응 형태의 각도-궤적 선형 추론 모델의 단점을 개선하고자 GMM을 활용한 확률 각도-궤적 추론 모델을 제안한다. 제안하는 확률 추론 모델은 일반 인공신경망 기반 추론 모델과 다르게 한 개의 입력에 확률 기반 출력 분포를 가지는 모델이다.

1. 확률 추론 모델

본 연구는 GMM을 활용하여 입력 x 와 출력 y 의 전체 확률 분포 $p(y|x)$ 를 직접 모델링하는 것을 목표로 한다. GMM은 신경망을 통해 가우시안 분포의 가중치, 평균, 공분산을 예측하여 전체 확률 분포를 나타내며, 각도 θ 에 따른 방수 궤적 c 를 예측하는 모델로 설정하였다. 표현 방법은 아래와 같다.

$$p(c|\theta) = \sum_{k=1}^K \pi_k(\theta) N(y; \mu_k(\theta), \Sigma_k(\theta)) \quad (1)$$

식(1)의 K 는 혼합 성분 개수, π_k 는 k 번째 성분의 혼합 가중치를 의미하며 μ_k 와 Σ_k 는 각각 가우시안 평균과 공분산을 의미한다. $N(y; \mu_k, \Sigma_k)$ 은 평균 μ , 공분산 Σ 를 갖는 정규분포의 밀도함수를 뜻한다. GMM은 주어진 학습쌍 $\{(\theta_i, c_i)\}_{i=1}^N$ 에 대하여 로그우도를 최대화하는 방식으로 학습을 수행한다. 이때, 로그우도의 최대화는 음의 로그우도(Negative Log Likelihood, NLL)를 최소화하는 것과 같다.

$$L = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \log \left[\sum_{k=1}^K \pi_k(\theta_i) N(c_i; \mu_k(\theta_i), \Sigma_k(\theta_i)) \right] \quad (2)$$

식(2)의 N 은 학습 샘플 수, (θ_i, c_i) 는 각 샘플을 의미한다. $\Sigma_k \pi_k(\theta_i) N(\cdot)$ 은 각도 θ_i 가 주어지는 경우 샘플 c_i 가 나올 확률 밀도 $p(c_i|\theta_i)$ 를 혼합 모형

II. 본론

으로 계산한 것이다.

2. 데이터 수집 및 전처리

학습에 사용할 방수 궤적 데이터를 수집하기 위해 방수 실험을 진행하였다. 방수 압력은 6bar, 방수 노즐 구경은 65A, 방수 각도는 0°~35°의 조건에서 실험을 진행하였다. 방수 궤적 데이터를 활용해 GMM으로 학습한 전체 확률 분포 $p(\mathbf{c}|\theta)$ 는 각도 θ 에서 가능한 방수 궤적 $\mathbf{c}$ 의 확률적 샘플 집합을 생성할 수 있다. 이를 활용하면 화재 위치에 따른 진압 가능 방수 궤적을 확률에 따라 다수 생성할 수 있다. 방수 궤적 $\mathbf{c}$ 는 각도별 실험 궤적을 $y=f(x)$ 형태의 르장드르 2차 기저로 커브 피팅을 진행한 후 계수 c_0, c_1, c_2 로 표현하였다. 식(3)은 이를 식으로 표현한 것이다.

$$y(x)=c_0P_0(x)+c_1P_1(x)+c_2P_2(x), \quad x\in[-1,1] \quad (3)$$

그림 1은 데이터 전처리 과정을 이미지 형식으로 표시한 것이다. 실험을 통해 확보한 궤적 데이터를 GMM의 출력 벡터 $\mathbf{c}=[c_0, c_1, c_2]^T$ 로 설정하여 각도 θ 와 궤적 계수 $\mathbf{c}$ 의 확률 분포 $p(\mathbf{c}|\theta)$ 를 학습한 모델을 출력하도록 하였다.

3. 모델 훈련 및 평가

모델 훈련을 위해서 각도별로 300개 내외의 르장드르 계수 데이터를 확보하였다. 표 1은 모델의 파라미터 조정 범위를 나타낸 것이다. 파라미터 K(가우시안 분포 개수), Cov(공분산 구조), Reg(공분산 수치 안정화 상수) 수치를 조정하며 진행하였고, 모델 최적 파라미터를 구할 수 있었다. 모델 파라미터 조정 결과 K는 9, cov는 full, reg는 5e-5에서 가장 좋은 학습 성능을 보였다. 최적 파라미터를 사용하여 모델 학습을 진행하였고, 각도에 따른 궤적 분포를 추론하는 모델을 생성하였다. 그림 2는 생성한 모델로 추론한 궤적을 이미지 위에 표시한 결과이다. 시각적으로 비교한 결과 실제 물 궤적과 유사한 분포를 보이는 것을 확인할 수 있었다.

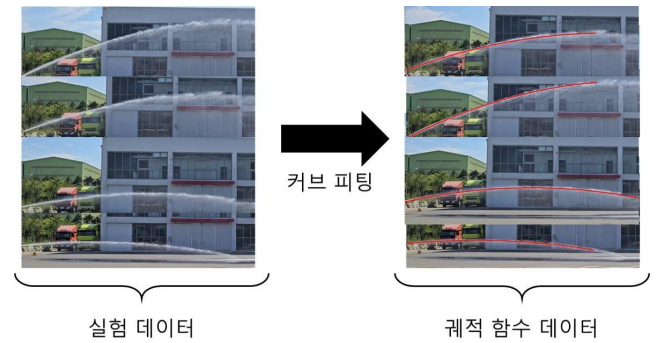


그림 1. 데이터 전처리

표 1. 모델 파라미터별 수치 범위

K	Cov	Reg
1 ... 12	full, tied, diag	1e-5 ... 1e-2

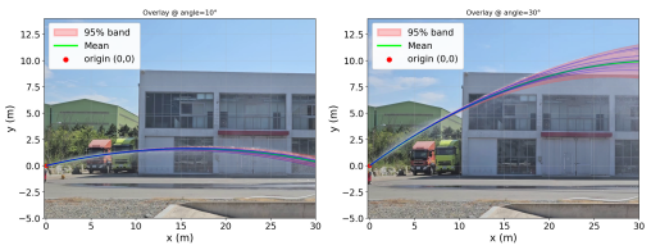


그림 2. 실제 궤적과 추론 궤적 비교

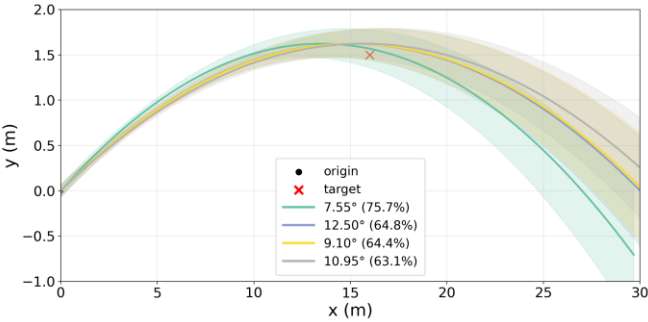


그림 3. 임의 좌표 도달 가능 궤적 추론

확률 추론 모델의 화재 진압 유용성을 확인하기 위해 임의의 좌표를 설정하고 해당 좌표를 지나는 궤적을 생성하는 각도를 찾는 시뮬레이션을 진행하였다. 생성한 추론 모델에 각도를 대입하고 출력 궤적 분포와 좌표에 도달하는 확률을 계산하였다. 그림 3은 시뮬레이션 결과를 그래프로 표시한 것이다. 좌표를 지나는 다수의 방수 궤적과 각도별 좌표 도달 확률을 확인할 수 있다.

III. 결 론

본 연구에서는 무인 소방 로봇의 자동 화재 진압을 위해 각도-궤적 추론 모델을 확률 분포 $p(\mathbf{c}|\theta)$ 로 모델링하는 가우시안 혼합 기반 GMM 모델링을 제시한다. 각도에 따른 궤적의 분포를 학습함으로써 화재 위치에 따라 각도 별 화재 도달 확률을 계산할 수 있다. 확률 기반 궤적 추론을 통해 자동 화재 진압을 위한 최초 궤적 추론이 실패하여도 2차 및 n차 궤적 추론을 진행하여 차선책을 적용할 수 있다. 본 연구를 통해 무인 소방 로봇을 통한 자동 화재 진압 임무 수행 성능이 향상될 것이라 기대할 수 있다.

ACKNOWLEDGMENT

본 연구는 과학기술정보통신부 및 정보통신부 및 정보통신기획평가원의 ICT 혁신인재 4.0 사업의 연구결과로 수행되었음 (No.IITP-2025-RS-2022-00156394).

참 고 문 헌

[1] Lin, Y., et al., "Two-Stage Water Jet Landing Point Prediction Model for Intelligent Water Shooting Robot." Sensors, Volume 21, Issue 8, Article 2704. 2021.

[2] Liu, J., Cai, D., and He, X., "Gaussian Mixture Model with Local Consistency." Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, Volume 24, pp512-517. 2010.

[3] 이광국 외, "혼잡한 환경에 적합한 적응적인 배경모델링 방법." 멀티미디어학회논문지, Volume 11, Issue 5, pp597-609. 2008.