

RSSI 기반의 딥러닝 모델을 사용한 UAV용 안테나 트래커

김경하¹, 김은태², 류욱재², 장윤석³

¹대진대학교 컴퓨터공학과 석사과정

²드론소프트웨어기술연구소

³대진대학교 컴퓨터공학과 교수

th4203@gmail.com, kimmans11@dstlabs.co.kr, skyroom7@dstlabs.co.kr,

cosmos@daejin.ac.kr

A Development of a GPS based UAV Automatic Antenna Tracker

Kyungha Kim¹, Euntae Kim², Ukjae Ryu², Yunseok Chang³

¹Dept. of Computer Engineering, Daejin University

²Drone Software Technology Laboratory

³Dept. of Computer Engineering, Daejin University

요 약

안테나 트래커를 사용하여 정찰이나 촬영 임무를 수행하는 UAV는 자신의 GNSS 정보를 항상 안테나 트래커나 지상국에 전달하여야 하므로 제밍 등의 원인으로 GNSS를 사용할 수 없는 상황에서는 안테나 트래커가 올바르게 UAV의 방향으로 정렬할 수 없는 문제점이 있다. 이를 해결하기 위하여 본 연구에서는 UAV가 송출하는 영상 전파의 RSSI 값을 이용하는 딥러닝 모델을 구축하여 GNSS 정보 없이도 안테나 트래커가 UAV 방향을 추정하는 방법을 제안하였다. 또한 테스트 시나리오를 통하여 제안한 딥러닝 모델의 방향 추정 유효성을 확인함으로써 안테나 트래커가 GNSS를 사용할 수 없는 상황에서도 영상 수신 안정성과 연속성을 확보할 수 있음을 입증하였다.

1. 서론

재난 대응, 시설 점검, 경계 감시 등 다양한 분야에서 UAV의 정찰·촬영 임무는 현대 사회의 핵심 인프라로 자리매김하며 그 중요성을 빠르게 확대하고 있다. 이러한 임무의 성공을 위해서는 연속적인 영상 품질을 유지하고 프레임 드롭(Frame drop)을 최소화해야 한다. 현장 운용에서는 이를 위해 지상국이 안테나 트래커를 활용하여 안테나 방향 기준을 UAV 방향으로 정렬·유지함으로써 영상 링크의 안정성을 높인다. 그러나 안테나 트래커는 기본적으로 GNSS를 이용하여 UAV의 위치와 방향을 추적하기 때문에 운용 중에 의도적인 외부 교란, 서비스 제한, 구조적 차폐 등 다양한 요인으로 인하여 GNSS를 사용할 수 없는 상황이 발생할 수 있다. 이와 같은 경우, 안테나 트래커는 안테나의 방향을 결정하는데 필요한 측지 데이터를 획득하지 못하기 때문에 더 이상 UAV의 방향과 위치를 추적하지 못하여, 안테나를 UAV 쪽으로 올바르게 정렬할 수 없게 된다. 안테나가 올바르게 정렬되지 않으면 지속적인 패킷 손실 및 프레임 드롭의 증가로 이어지고, 더 이상의

영상 수신이 불가하게 될 수도 있다. 이와 같은 문제를 해결하기 위해서는 GNSS와는 별도로 동작하는 UAV 방향 추정 방법 또는 안테나 방향 제어 방법을 마련하여 GNSS를 사용할 수 없는 상황에서도 영상 연속성을 확보할 보완책이 필요하다. 이를 위하여 본 연구에서는 UAV가 송신하는 영상 링크의 무선 송출 신호의 강도, 즉 RSSI 신호값의 변화를 입력으로 하는 딥러닝 모델을 사용하여 안테나 트래커가 UAV의 방향을 추정하는 방법을 제안하고 테스트 시나리오를 통하여 딥러닝 모델의 유용성을 확인하였다.

2. 관련 연구

기존의 안테나 트래커는 GNSS 좌표를 사용하여 비행 중인 UAV의 방향을 계산하고 안테나 방향을 정렬하였다[1]. 이와 같은 방법은 특정 조건 하에서 GNSS의 수신이 일시적으로 제약되는 경우, 방향을 계산할 기준 정보를 상실하여 UAV 방향 추적이 어려워질 가능성이 있다[2]. 이를 보완하기 위하여 다중 안테나(AoA: Angle-of-Arrival)나 위상 배열

(DoA: Direction of Arrival)) 및 다중 기지국 (TDoA: Time Difference of Arrival) 등의 안테나 기술을 통하여 특정 조건에서 UAV의 방향·위치에 대한 정밀도를 높일 수 있지만, 안테나 배열의 보정, 동기화, 설치 및 연산 측면에서 복잡도가 매우 크게 증가할 수 있다[3, 4]. 또한 안테나 패턴 보정, 분해능, 전·후방 모호성 등의 실제 현장의 상황이 결과 해석에 영향을 줄 수도 있다[5]. 한편, UAV가 송출하는 송출 신호의 강도를 이용하는 RSSI 기반의 방향 추적에 관한 연구들은 소각도 스캔으로 최대 수신 가능한 방향을 탐색하거나 전력 기반으로 방위를 추정하는 경량화된 측정 절차를 제안하고 있다. [6, 7]. 이에 따라 실무 적용에서는 거리나 출력의 변동, 멀티패스, 측정 잡음을 고려하여 정규화, 필터링, 이상값 처리와 사이드 로브(Side lobes) 및 전·후방 모호성 완화, 패턴 보정과 같은 방법들을 도입하고 있다[8]. 안테나 트래커의 GNSS 기반 방향 추적 방식은 운용 편의성을 제공하는 장점이 있지만 GNSS 수신에 제한되거나 불가능하게 되는 상황에서는 심각한 성능 저하나 운용 불능 상태가 발생할 가능성이 있으며, 이를 보완하기 위한 고정밀 방향 추정과 측위 방법은 복잡도 증가를 동반할 수도 있다. 본 연구에서는 GNSS 수신에 일시적으로 제한되거나 수신에 불가능한 상황을 가정하고, UAV가 송출하는 RSSI 신호의 변화를 회귀 분석 기반의 딥러닝 모델로 다루는 안테나 트래커 방향 추정 방법을 제안한다. 본 접근은 단일 신호(RSSI)를 활용하되, 데이터 기반 모델링을 통하여 UAV의 비행 방향을 추정한다는 점에서 다른 RSSI 기반 방향 추정 방법과의 차별성을 가진다.

3. 방법론

3.1 안테나 트래커 시스템 개요

본 연구에서는 GNSS를 사용할 수 없는 상황에서 안테나 트래커가 UAV를 추적하기 위하여 UAV와 안테나 트래커, 그리고 딥러닝 서버로 구성되는 RSSI 기반의 안테나 트래커 시스템을 (그림 1)과 같이 구축하였다. UAV가 송신하는 2.4GHz 카메라 영상 송출 신호의 RSSI 값은 지향성 수신 안테나를 통하여 안테나 트래커에서 계측되며, 안테나 트래커용 단말기는 이를 JSON 형태로 딥러닝 서버에 전송한다. 딥러닝 서버에서 동작하는 딥러닝 모델을 RSSI 시계열 데이터와 안테나 방위각을 입력으로 사용하여 UAV의 상대 이동 방향을 추정하고 지향

성 안테나가 회전할 목표 방향각을 출력한다.



(그림 1) 안테나 트래커 시스템

3.2 딥러닝 모델의 입력과 출력

본 연구에서 구축한 딥러닝 모델은 안테나 트래커가 측정한 연속적인 RSSI 시계열 데이터를 이용하여 UAV의 상대 이동 방향을 추정한 다음, 안테나 트래커의 회전 방향을 $\{-1(\text{Left}), 0(\text{Stay}), 1(\text{Right})\}$ 중 하나로 분류하는 것이다. 이와 같은 모델을 위하여 가장 최근에 수신한 RSSI의 값 r_t 와 과거 4개 시점 $r_{t-1}, r_{t-2}, r_{t-3}, r_{t-4}$ 그리고 이들 값의 차분 $(r_t - r_{t-1}), (r_{t-1} - r_{t-2}), (r_{t-2} - r_{t-3}), (r_{t-3} - r_{t-4})$ 을 사용하여 RSSI 변화량을 반영하고, 안테나의 방위각 θ_t 를 포함하여 최종적으로 (1)과 같이 10차원 입력 벡터를 구성한다. 최종 출력 $\hat{c}_t \in \{-1, 0, 1\}$ 은 RSSI 임계 게이트와 분류 결과를 결합하여 (2)와 같이 결정한다. 여기서 r_{th} 는 안테나가 수신 가능한 최대 RSSI의 50%에 해당하는 값으로 설정하였으며, $p_{t,k}$ 는 모델의 Softmax 확률이다. 즉, RSSI가 충분할 때는 0(Stay)을 우선 결정하고, 부족할 때만 -1(Left)/1(Right)을 판정한다.

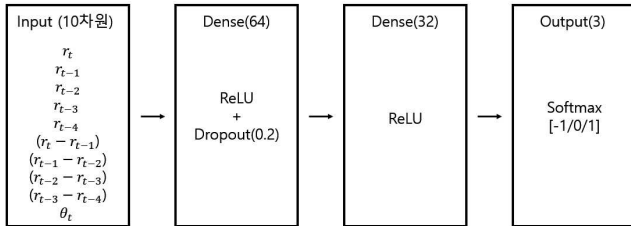
$$x_t = \begin{bmatrix} r_t, r_{t-1}, r_{t-2}, r_{t-3}, r_{t-4}, \\ (r_t - r_{t-1}), (r_{t-1} - r_{t-2}), \\ (r_{t-2} - r_{t-3}), (r_{t-3} - r_{t-4}), \theta_t \end{bmatrix} \in R^{10} \quad (1)$$

$$\hat{c}_t = \begin{cases} 0 & \text{if } r_t \geq r_{th} \\ \arg \max_{k \in \{-1, 1\}} p_{t,k} & \text{if } r_t < r_{th} \end{cases} \quad (2)$$

3.3 딥러닝 모델의 구조

앞서 정의한 입력 x_t 와 출력 규칙에 따라, 본 연구에서는 x_t 로부터 방향 확률 $p_{t,k}$ 를 산출하는 분류기를 설계하였다. 모델 구조는 (그림 2)와 같은 다층

퍼셉트론(MLP)으로, 새로운 RSSI를 수신할 때마다 최근 5개 값으로 슬라이딩 윈도우를 갱신하여 x_t 를 구성하고, Softmax 확률 $p_{t,k}$ 를 계산한다. 최종 출력 $\hat{c}_t$ 는 이 확률을 RSSI 임계 게이트와 결합하여 결정한다. 예측 결과는 안테나 트래커 구동에 적용되어 지향성 안테나의 방향각을 갱신하며, 그 결과로 측정된 새 RSSI를 다음 시점 입력으로 환류함으로써 지속적으로 페루프 추적을 유지한다.



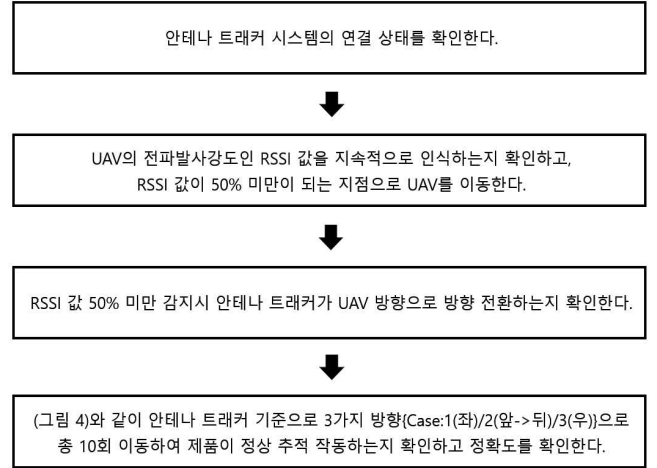
(그림 2) 모델 구조

4. 실험 방법 및 결과

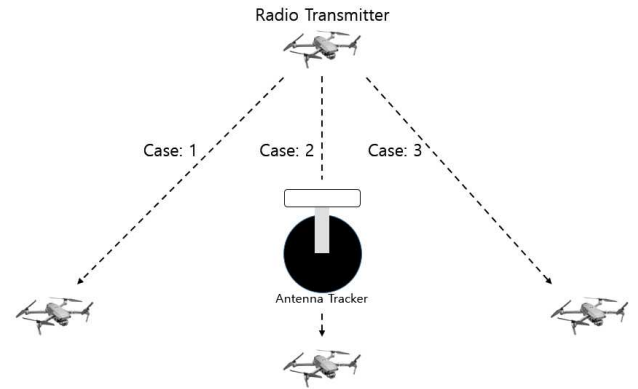
4.1 실험 방법

본 연구에서 제안한 딥러닝 모델이 실제 환경에서 올바르게 동작하는지 검증하기 위하여 테스트 시나리오에 따른 실험을 통하여 안테나 트래커의 안테나 방향 동작 결과를 확인하였다. 이 실험의 핵심은 딥러닝 모델이 RSSI 값의 변화에 따라서 지향성 안테나가 이동하여야 할 방향을 올바르게 판별하는 것이다. 이를 위하여 본 연구에서는 우선적으로 안테나 트래커의 안테나 회전 방향을 UAV의 이동 방향에 따라서 좌·우 90° 회전으로만 단순히 설정하여 모델이 출력하는 안테나의 방향 정확성만을 검증하였다. 그러나 추후 연구에서 UAV의 방향에 따라서 지향성 안테나가 회전하여야 할 방향각을 세부적으로 출력하도록 딥러닝 모델을 개선할 예정이다. 테스트 시나리오는 (그림 3)과 같다.

(그림 4)는 테스트 시나리오에서 적용한 3가지 case의 UAV 이동 방법을 나타내고 있다. 안테나 트래커의 지향성 안테나 정면으로부터 case 1은 좌측으로 비행하는 경우이고 case 2는 안테나 위를 넘어서 지나가는 경우, case 3은 우측으로 비행하는 경우를 나타낸다. 딥러닝 모델이 올바르게 학습되고 동작할 경우, case 1의 경우에는 지향성 안테나가 왼쪽으로 90° 회전하게 될 것이고, case 2의 경우에는 180°, case 3에서는 우측으로 90° 회전하게 될 것이다.



(그림 3) 테스트 시나리오



(그림 4) UAV 3가지 이동 방향

4.2 실험 결과

본 연구에서 제안한 딥러닝 모델은 3가지 case에 대하여 각각 50회 비행에 대한 입력 및 출력 결과값을 학습하였다. 학습된 딥러닝 모델은 딥러닝 서버에서 동작하고, 테스트 시나리오에 의하여 입력되는 RSSI 데이터값에 의하여 안테나 방향각을 출력한다.

[표 1]은 세 방향 Case(좌/정면/우)에 대해 각 10회씩의 비행을 시도한 결과이다. 모든 시도에서 추적 동작 시점 RSSI는 $r_{th}=50\%$ 조건을 만족하였고, 시작 방위는 5°로 초기화하였다. 모델은 $r_t < r_{th}$ 일 때만 Softmax 확률 $p_{t,k}$ 를 사용해 $\hat{c}_t \in \{-1, 1\}$ 를 판정하였으며, 출력은 즉시 안테나 회전에 적용되었다.

[표 1]은 각 Case의 목표 방위(Case 1: 95°, Case 2: 176°, Case 3: 275°)로 일관된 전환이 관찰되었고, 전파원 추적 방향 판단의 결과(-1/1)가 각 Case의 기대 방향과 모두 일치하고 있음을 보이고 있다. 즉,

본 설정에서 좌/우 관정 정확도 = 100%임을 확인하였다. 또한 모든 추적 동작 시점이 50% 미만으로 측정되어 딥러닝 모델의 임계 게이트 설정 규칙이 의도대로 동작하였음을 확인하였다.

<표 1> 안테나 추적기에 대한 성능 평가 요소

횟수	시험 방향	추적 동작 시점 RSSI	추적 동작 전 안테나 각도	추적 동작 후 안테나 각도	전파원 추적 방향 판단
1	Case: 3	47.45%	5°	95°	1(Right)
2	Case: 2	47.84%	5°	176°	-1(Left)
3	Case: 1	49.80%	5°	275°	-1(Left)
4	Case: 3	47.45%	5°	95°	1(Right)
5	Case: 2	48.63%	5°	176°	-1(Left)
6	Case: 1	45.88%	5°	275°	-1(Left)
7	Case: 3	49.41%	5°	95°	1(Right)
8	Case: 2	49.02%	5°	176°	-1(Left)
9	Case: 1	49.02%	5°	275°	-1(Left)
10	Case: 2	47.06%	5°	176°	-1(Left)

5. 결론 및 향후 연구

본 연구에서는 GNSS 이상이나 전파 제밍 등의 원인으로 인하여 일시적으로 GNSS를 사용할 수 없는 상황에서도 UAV가 전송하는 영상 송출 RSSI의 변화를 이용하여 UAV의 비행 방향을 추정할 수 있는 딥러닝 모델을 구축하고, 이를 통하여 안테나 트래커의 지향성 안테나를 UAV의 비행 방향에 정렬할 수 있도록 하는 방법을 제안하였다. 또한 테스트 시나리오를 통하여 제안한 딥러닝 모델이 UAV의 비행 방향 추정에 유효하게 적용될 수 있음을 입증함으로써 GNSS를 사용할 수 없는 상황에서도 UAV가 송출하는 영상의 수신 안정성과 연속성에 대한 유지 가능성을 확인하였다.

다만 본 결과는 LOS(Line-of-Sight) 중심의 제한된 거리, 고도 및 환경에서 도출되었으므로 보다 일반적인 UAV의 비행 상황에 대한 적용을 위해서는 보다 세부적인 연구가 필요하다. 따라서 향후 연구에서는 보다 다양한 비행 환경에서 추가 검증을 수행하여 제안한 딥러닝 모델의 유효성을 강화할 예정이다. 또한 탐색 부담을 줄이면서 안테나 방향을 정밀하게 드론과 정렬하기 위하여 탐색 각도를 세분화하는 알고리즘을 구현할 예정이며, 이를 통하여 더

안정된 영상 링크 품질을 제공할 수 있도록 딥러닝 모델의 성능을 개선할 예정이다.

참고문헌

- [1] H. Osmanoglu, "Design and Implementation of a GPS-Based UAV Tracking Antenna System Using LabVIEW," Tr.J.Nature Sci, Vol. 14, Issue. 2, pp. 134-143, 2025
- [2] S. Z. Khan, M. Mohsin and W. Iqbal "On GPS Spoofing of Aerial Platforms: A Review of Threats, Challenges, Methodologies, and Future Research Directions," PeerJ Computer Science, Vol. 7, pp. 1-35, 2021
- [3] C. Codău, R. C. Buta, A. Păstrăv, P. Dolea, T. Palade and E. Puschita, "Experimental Evaluation of an SDR-Based UAV DoA Estimation System with MUSIC," Sensors, Vol. 24, No.9, 2789, 2024
- [4] R. A. Khalil, N. Saeed and M. Almutiry, "UAVs-assisted Passive Source Localization using Robust TDoA," ICT Express, Vol. 9 No. 4, pp. 677-682, 2023
- [5] H. L. Van Trees, "Optimum Array Processing: Part IV of Detection, Estimation, and Modulation Theory," Wiley-Interscience, 2002
- [6] M. Malajner, P. Planinšič, and D. Gleich, "Angle of Arrival Estimation Using RSSI and Omnidirectional Rotatable Antennas," IEEE Sensors Journal, Vol. 12, No. 6, pp. 1950 - 1957, 2012
- [7] T. Nowak, M. Hartmann and J. Thielecke, "Unified performance measures in network localization," EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, pp. 1-17, 2018
- [8] M. Vargas, C. Vivas, F. R. Rubio and M. G. Ortega, "Flying Chameleons: A New Concept for Minimum-Deployment, Multiple-Target Tracking Drones," Sensors, Vol. 22, No. 6, 2359, 2022