

# 소프트웨어 정의 UAV 네트워크 환경에서 Q-Routing을 이용한 패킷 라우팅 최적화

박유민<sup>0</sup>, 홍충선\*  
경희대학교 컴퓨터공학과  
{yumin0906, cshong}@khu.ac.kr

## Packet Routing Optimization using Q-Routing in Software-Defined UAV Networks Environment

Yu Min Park<sup>0</sup>, Choong Seon Hong\*  
Department of Computer Science and Engineering, Kyung Hee University

### 요 약

현재 Unmanned Aerial Vehicle(UAV)는 경제적인 측면과 유연한 위치 이동성으로 다양한 분야에서 연구가 이루어지고 있다. 특히, UAV 기반의 네트워크는 동적이고 예측 불가능한 서비스 수요를 충족시키는 동시에 지상 기반 기지국의 대안으로 비용을 절감할 수 있는 뛰어난 유연성을 제공할 수 있다. 하지만 기존의 라우팅 전략으로는 네트워크 토폴로지가 계속해서 바뀌는 동적인 상황에서 UAV 통신이 원활이 이루어질 수 없다. 이에 본 논문에서는 기존의 Software-Defined Networks (SDN) Controller의 기능을 드론으로 대체한 Software-Defined UAV Networks (SDUN) 상황에서 동적인 통신 상황에 대해 빠르게 최적의 패킷 라우팅을 구성할 수 있는 기법을 제안한다. 성능 평가를 위한 실험에서 UAV들은 각기 다른 Transmit Power를 가지고 있으며 거리에 따른 신호 감쇄 모델인 Free Path Loss Model을 적용하여 UAV 간의 Routing Cost를 구하였다. 본 논문은 최적 패킷 라우팅을 구성하는 방법으로 강화학습 기법 중 Q-Routing을 사용한다. 결과적으로 기존의 라우팅 방법은 노드의 수가 늘어남에 따라 라우팅 도출 시간이 늘어나는 것에 비해 제안하는 방법을 통해 통신이 급변하는 상황에서 속도 변동 없이 안정적으로 패킷 라우팅을 할 수 있었다.

### 1. 서 론

현재 Unmanned Aerial Vehicle (UAV) 또는 Drone (드론)은 경제적인 측면과 유연한 위치 이동성으로 다양한 분야에서 지상기반의 기술을 대체하고 있다. 또한 여러 대의 드론을 함께 사용하는 UAV swarm으로 넓은 지역에 대한 임무를 수행하며 특히 통신 분야에서 매력적인 기술로 연구되고 있다. 이는 5G 네트워크에서 UAV-Base Station (BS)를 통해 직진성에 의한 음영 지역이 생긴 곳에 효율적으로 통신을 지원할 수 있는 방법이다. 논문 [1]은 기계학습을 사용하여 5G 네트워크 기반 UAV와 지상 기지국 간 최적 경로를 설정하는 연구이다. 이와 같이 UAV 기반의 네트워크는 동적이고 예측 불가능한 서비스 수요를 충족시키는 동시에 지상 기반 기지국의 대안으로 비용을 절감할 수 있는 뛰어난 유연성을 제공할 수 있다.

이러한 UAV와 더불어 Software-Defined Networks (SDN)은 네트워크 가상화 기술로써 일반적인 스위치, 라우터와 달리 제어부와 전송부를 분리시켜 사용자에게 요구에 맞게 프로그래밍이 가능한 현 시대의 중심 통신 기술이다. SDN 환경에서는 SDN Controller라는 제어부를 중심으로 각 전송부에 대한 네트워크 토폴로지 구성 및 라우팅을 실시하

게 된다. SDN의 개념을 UAV swarm기반의 네트워크에서도 효율적으로 사용하기 위해 Swarm에서의 중심이 되는 UAV가 SDN Controller가 되어 UAV 통신을 하는 것이 Software-Defined UAV Network (SDUN)이다.

UAV 기반의 네트워크는 외부의 상황에 대해 통신의 품질이 쉽게 변하는 단점이 있으며 이러한 이유로 기존의 네트워크에서 사용된 라우팅 방법들로는 네트워크 토폴로지가 계속해서 바뀌는 동적인 상황에 대한 대처가 불가능하다. 따라서 본 논문에서는 SDUN 환경에서 급변하는 통신 상황에 대해 빠르게 최적의 패킷 라우팅을 위한 기법을 제시한다.

본 논문의 2장에서는 UAV 기반의 네트워크에서 사용되었던 라우팅 기법과 기계학습을 이용한 라우팅 기법들에 대한 연구를 살펴보고, 3장에서는 본 논문의 실험 환경에 사용될 모델과 제안한 라우팅 기법인 Q-Routing에 대해 설명한다. 4장에서는 제안한 시스템 모델과 일반적인 라우팅 기법들과의 비교를 통해 성능 평가 내용을 다루며, 마지막 5장은 논문의 결론 및 향후 연구방향을 제시한다.

### 2. 관련 연구

#### 2.1 Routing for UAV Networks

논문 [2]은 UAV Network 환경에서 동적인 라우팅을 구성하는 방안에 대해 다루고 있다. 먼저 UAV의 움직임은 벡터들을 바탕으로 다음 UAV의 위치를 예측한다. 그 예측된 위치들로 Dijkstra's 최단 거리 알고리즘을 적용

본 연구는 과학기술정보통신부 및 정보통신기술진흥센터의 Grand ICT연구센터 지원사업의 연구결과로 수행되었음 (IITP-2019-2015-0-00742) 또한 이 논문은 2019년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원의 지원을 받아 수행된 연구임 (No.2019-0-01287, 분산 엣지를 위한 진화형 딥러닝 모델생성 플랫폼). \*Dr. CS Hong is the corresponding author.

하여 최적의 라우팅을 찾는다. 결과적으로 UAV들의 속도가 빠를수록 해당 논문에서 제안한 방법을 통해 통신 지연 속도를 줄일 수 있었다. 하지만 Dijkstra 최단 거리 알고리즘은 노드의 수가 많아지면 결과를 도출하는 속도가 굉장히 느려지게 된다. 그렇게 되면 예측된 위치를 찾는 시간보다 계산하는 결과가 느려지는 경우까지 문제가 생길 수 있다. 따라서 본 논문에서는 기계 학습 기반의 라우팅 방법을 적용하여 UAV의 수가 많아짐에 상관없이 최적의 라우팅을 실시할 수 있다.

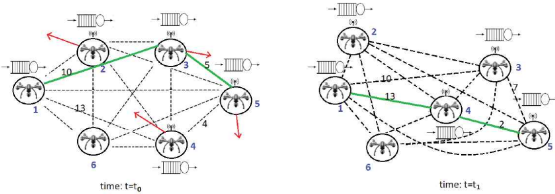


그림 1. 이동 벡터에 따른 최적 라우팅 예측

### 2.2 Routing Method using Machine Learning

논문 [3]는 라우팅에 대한 방안으로 여러 가지 기계 학습 기반의 방법들을 소개하고 있다. 사용되는 기계 학습은 크게 지도 학습과 강화 학습 기반의 방법이다. 먼저 지도 학습 기반의 방법은 이전의 통신 데이터들을 기반으로 하여 학습을 시켜 통신을 예측 및 라우팅 하는 것이다. 하지만 미래에 동적이고 예측 불가능한 서비스 수요를 충족시키기에는 불충분하다. 다음으로 강화 학습 기반의 방법은 각각의 노드들이 Agent가 되어 지연 시간을 줄이는 방향으로 학습을 한다. 학습에 대한 환경을 구성하기 위해 실제와 비슷한 모델들을 요구하는 상황에 맞게 적용해야하는 것이 어려운 점이다. 하지만 성공적으로 학습된 모델은 빠른 시간에 최적의 라우팅을 찾을 수 있는 장점을 가지고 있다. 논문 [4]은 SDN 기반 모바일 엣지 환경에서 패킷 라우팅 최적화를 위해 Q-Learning을 사용하였다. 기계 학습과 SDN 컨트롤러를 이용해 사용자에게 최적의 서비스를 제공할 수 있는 기법을 제시하였다. 이와 마찬가지로 본 논문에서는 강화 학습 기반의 라우팅 방법을 도입하여 소프트웨어 정의 UAV 네트워크 환경에서 최적의 패킷 라우팅을 찾을 수 있다.

### 3. 제안 사항

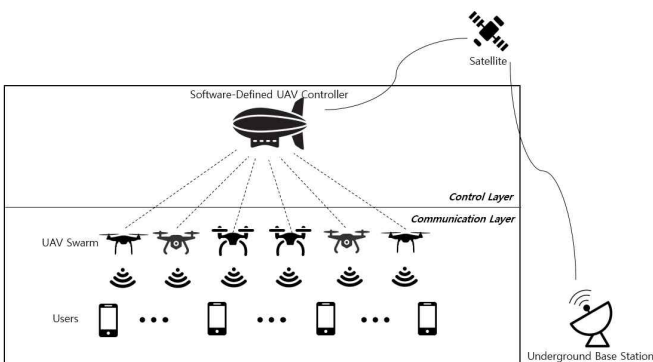


그림 2. 소프트웨어 정의 UAV 네트워크 시스템 구조

본 논문에서 제안하는 시스템은 기존의 Software-Defined Network(SDN) Controller의 기능을 UAV Swarm에서 하나의 Air Ship이 기능을 대신하는 Software-Defined UAV Network(SDUN) 상황에서 이루어진다. 그림 2은 전반적인 SDUN의 시스템 구조를 나타낸다. SDUN Controller는 Control Layer 단계에서 내부 UAV Swarm에 대한 통신 규칙을 정하는 역할과 Satellite를 통해 외부 망과의 통신을 가능하게 한다. Communication Layer 단계에서는 실제 UAV Swarm이 사용자들에게 통신 서비스를 제공한다. 본 논문에서는 동적인 UAV Swarm에서 빠르게 최적의 라우팅을 찾을 수 있는 방안을 제시한다.

#### 3.1 네트워크 모델

**Free Path Loss Model:** UAV Swarm 사이의 라우팅 비용을 계산하기 위해 거리와 통신 성능에 따른 수식이 필요하다. Free Path Loss Model은 UAV 통신 과정에서 거리 ( $d$ )에 따른 신호 감쇄 효과로 인한 신호 세기를 계산하기 위한 모델이다.

$$PL_0(dB) = 20 \log_{10} \left( \frac{4\pi d f_0}{c} \right) \quad (1)$$

$$P_r(d) = P_t + G_t - PL + G_r - L \quad (2)$$

식 (2)에서  $P_t$ 은 송신자와 수신 세기를 의미하며  $G_t, G_r$ 는 송신자와 수신자의 안테나 이득이다. 이 식으로 서로 다른 통신 성능을 가진 UAV 간의 Routing Cost를 구할 수 있다. 마지막으로  $L$ 은 전체 시스템에서 발생하는 감쇄이다.

#### 3.2 Q-Routing

UAV가 이루고 있는 토폴로지에서 최단 경로의 라우팅을 빠른 시간으로 찾기 위해 많은 알고리즘들이 있지만 본 논문에서는 Q-Routing을 사용한다. Q-Routing은 강화 학습 기반의 알고리즘으로써 Q-Learning과 비슷하다. Q-Learning은 주어진 Markov Decision Process(MDP)에 대한 최적의 행동을 선택할 정책을 찾는 데 사용된다. 하지만 최단 경로 문제를 해결하기 위한 Q-Routing은 Q-Learning의 discount factor가 존재하지 않는 차이점을 가진다. 이것으로 인해 Q-Routing은 미래의 최대 보상 대신 항상 최소 비용을 선택할 수 있게 되고 결과적으로 최단 경로를 얻을 수 있다.

$Q_x(d, y)$ 는 노드  $x$ 가 패킷  $P$ 를 노드  $y$ 를 통해 노드  $d$ 까지 전달할 때 소요되는 시간이다. 그리고 노드  $x$ 의 큐에 소요된 시간을  $q$ , 노드  $x$ 와 노드  $y$  사이에 소요된 시간을  $s$ 라고 한다면 아래와 같은 식을 도출할 수 있다[5].

$$\nabla Q_x(d, y) = \eta(q + s + t - Q_x(d, y)) \quad (3)$$

식 (3)은 Q-Routing에서 학습의 방향을 결정하는 Gradient 추정식이다. 식 (3)에서의  $q + s + t$ 가 의미하는 것은 새롭게 측정된 값들이고  $Q_x(d, y)$ 는 이전에 측정치

들이다. 마지막으로  $\eta$ 는 Learning rate 이다 (본 실험에서는 0.7로 사용).

#### 4. 성능 평가

성능 평가에서는 A\* 알고리즘과 Dijkstra 알고리즘으로 비교 분석을 한다. 먼저 A\* 알고리즘은 각 노드에 대해 그 노드를 통과하는 최상의 경로를 추정하는 순위값을 매겨 순위값의 순서로 노드를 찾아가며 최단 경로를 도출한다. 그리고 Dijkstra 알고리즘은 가장 낮은 값을 가진 방문하지 않은 노드를 선택하고, 방문하지 않은 각 인접 노드와의 거리를 계산 후 작은 경우 인접 거리를 업데이트하며 최단 경로를 찾는다.

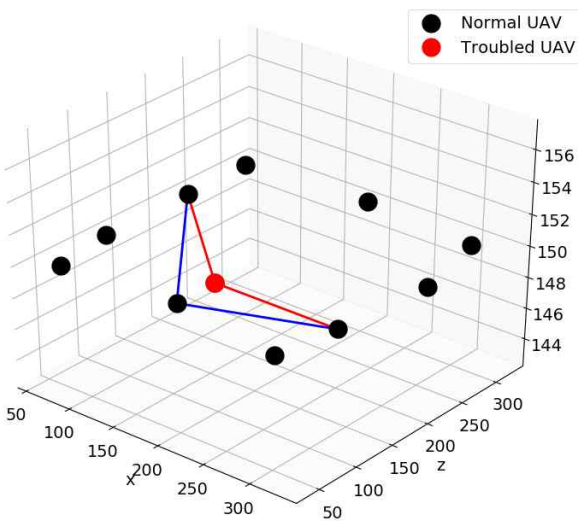


그림 3. 실험을 통한 제안된 시스템의 결과 그래프

그림 3은 처음 12대의 UAV Swarm에서 패킷 라우팅과 패킷 라우팅 과정에서 한 대의 UAV가 통신이 안 될 경우 다른 UAV로 패킷 라우팅을 조정한 결과 그래프이다. 본 실험을 통해 추락 및 충돌 등 여러 문제가 되는 상황에 의해 통신이 끊기는 UAV가 발생 시 SDUN Controller는 빠르게 대체할 라우팅을 찾게 된다. 따라서 라우팅에 참여하고 있었던 사용자들은 통신 서비스를 끊김 없이 지원받을 수 있다.

그림 4는 실제 설정된 실험 환경에서 임의로 추출된 두 개의 UAV 간의 통신을 할 때 최적의 패킷 라우팅 경로를 찾기까지의 시간을 그래프로 나타낸 것이다. 실제 시간적 효율을 봤을 때 A\* 알고리즘이 가장 떨어지는 것을 확인 할 수 있는데 이것은 A\* 알고리즘이 너비 우선 탐색의 한 예로써 탐색에 걸리는 시간이 오래 걸리기 때문이다. 다음으로 Dijkstra 알고리즘은 Heuristic 기반의 알고리즘으로써 항상 최적의 라우팅을 찾는 것을 보장할 수는 없지만 실제로 정확도 측면에서도 우월하고 시간

또한 A\*에 비해 빠른 것을 확인할 수 있다. 그럼에도 불구하고 제안한 시스템은 최적의 해를 가장 빠른 시간에 도출해낼 수 있다는 점에서 뛰어나다는 것을 확인할 수 있다.

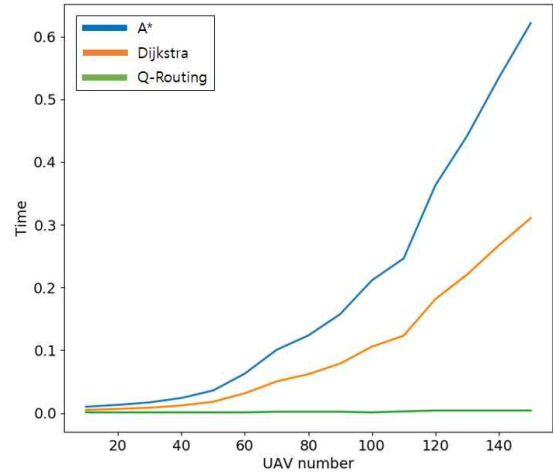


그림 4. UAV 수에 따른 라우팅 방법 별 수행 시간

#### 5. 결론 및 향후 연구

본 논문에서는 소프트웨어 정의 UAV 네트워크 환경에서 패킷 라우팅 최적화를 위해 강화 학습 중 Q-Routing을 사용하였다. 제안한 시스템을 통해 동적으로 바뀌는 UAV에 대해 기존의 라우팅 방법들에 비해 빠르고 정확한 라우팅을 할 수 있었다. 제안한 시스템을 통해 스마트 시티, 스마트 팩토리 등 다수의 UAV들을 사용하는 분야에 적용될 수 있다. 앞으로 연구에서는 본 논문에서 에너지 효율, 보안 등 고려하지 못한 사항들을 추가로 적용하여 본 논문을 발전시킬 수 있을 것이다.

#### 참고 문헌

- [1] 이민경, 홍충선, "Actor-Critic 알고리즘을 이용한 5G 네트워크 기반 UAV와 지상 기지국 간 최적 경로 설정 방안 연구", 2019년 한국컴퓨터종합학술대회(KCC 2019),
- [2] Rovira-Sugranes, Arnau, and Abolfazl Razi. "Predictive routing for dynamic uav networks." 2017 IEEE International Conference on Wireless for Space and Extreme Environments (WiSEE). IEEE, 2017.
- [3] Valadarsky, Asaf, et al. "A machine learning approach to routing." arXiv preprint arXiv:1708.03074 (2017).
- [4] 김기태, 홍충선, "기계학습을 이용한 SDN 기반 모바일 서비스를 위한 최적 엣지노드 선택 메커니즘", 2018년 한국컴퓨터종합학술대회(KCC 2018), 2018.6.20.-6.22
- [5] Boyan, Justin A., and Michael L. Littman. "Packet routing in dynamically changing networks: A reinforcement learning approach." Advances in neural information processing systems. 1994.