SNR^{U2U}\_{i,j} = \frac{P\_{U}G(dis^{U2U}\_{i,j})^{-\alpha}}{\sigma^{2}+ \sum^{M}\_{m=1,m \neq i}I^{U2U}\_{m,j}}**考虑无人机终端综合体验质量的网络选择算法**

马彬①② 苟佳灼\*①②

①(重庆邮电大学计算机科学与技术学院 重庆 400065)

②(重庆邮电大学重庆市计算机网络与通信技术重点实验室 重庆 400065)

摘 要：针对在现代化智能交通系统中传统固定设备不能满足全覆盖、动态监测的问题，考虑引入高度灵活的无人机来辅助交通监测能够有效解决该问题。本文定位的场景为城市早晚高峰核心区域中。在网络资源拥塞的状况下，首先无人机在回传大数据量业务时可以根据其到邻居无人机和到地面基础设施的通信链路质量、无人机之间的相对运动趋势来组建空中自组织网络。其次，选择无人机回传数据的业务匹配度、无人机到接入网络的通信链路质量和无人机终端的体验质量(Quality of Experience QoE)这三个参数作为选网依据，使用改进逼近理想解(TOPSIS)的综合评价法来为无人机提供综合体验质量最高的候选网络。仿真结果表明，该算法能够降低该区域的地面基础设施的负载程度，提高网络的吞吐量和无人机终端回传数据的满意程度。

关键词：智能交通；空地异构无线网络；业务匹配度；通信链路稳定性；体验质量

中图分类号：TN915 文献标识码：A 文章编号：

DOI：

**UAV**

MA Bin①② GOU Jiazhuo\*①②

①(*Institute of Computer Science and Technology*, *Chongqing University of Posts and Telecommunications*, *Chongqing* 400065, *China*)

②(*Chongqing Key Laboratory of Computer Network and Communication Technology,*

*Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing* 400065*, China*)

**Abstract:** UAV

**Key words:** Ultra-dense heterogeneous Wireless networks; Finite state machine; Attack detection; Exponential weighted moving average; Pareto optima

# 1 引言

现代化交通系统正朝着智能化方向不断发展，智能交通系统(Intelligent Traffic System ITS)有力的缓解了城市中的交通拥堵，确实减少了交通事故的发生。但是随着城市规模的扩展和车辆的不断增加，原有的固定的一些智能交通设备如摄像头只能监测其覆盖范围内的车辆，存在一定监控盲区而且不能做到持续追踪，并且固定设备覆盖范围有限，缺乏对区域全局交通信息的监测能力。同时现如今车辆越来越智能化，车联网技术应用地更加广泛，新的智能交通设备需要满足与车辆联系更加紧密的功能。

无人机(UAV, Unmanned Aerial Vehicle)作为一种新兴技术，可用于军事、民用领域。近几年来，携带传感器或这摄像头的无人机越来越多地在生产生活中执行各种传感任务，例如无人机可以部署至空中进行空气质量检测[1]，能够对特定目标进行检测并回传结果[2]，执行精准农业任务[3]等。所以可以将无人机引入智能交通场景中，在无人机上搭载数据采集设备，能够对其覆盖范围内的道路拥堵情况、车流量等数据做到实时采集。另外无人机上还能够搭载通信设备接入地面基础设施，将实时采集到的路况数据传输给智能交通系统后台。这样让灵活性强的无人机与智能交通系统相结合，能够有效解决传统固定设备存在的问题。

在本文的城市早晚高峰核心区域的场景中，无人机执行的任务是采集道路交通流量数据以及对车辆的违章监测工作。这类数据主要是以大数据量的视频流为主，并且采集数据的目的意义是为了回传给交通系统后台作进一步的处理分析。当无人机触发回传数据条件时，它就需要接入某个网络进行数据传输任务。如果是无人机也直接接入资源紧张的地面基础设施，那么势必会加剧该区域的网络资源的消耗。同时，无人机作为空中终端与地面基础设施建立的空地通信链路(Air-to-Ground Link A2G Link)与普通地面终端与地面基础设施建立的链路质量不同。所以为作为空中终端的无人机提供一个合适的网络选择算法将会是一个挑战。

目前，也有其他文献在致力于研究无人机空中终端的网络切换算法，也都取得了一定的成效。例如文献[4]提供一种接入蜂窝网的无人机的增强型切换方案，根据无人机在起飞过程中会多次飞过基站天线波瓣零空间的特性，通过动态调整切换触发参数来减少无人机不必要的切换次数，提高网络吞吐量。文献[5]提供了一种基于深度强化学习算法的切换方案，使用接收信号强度指示作为奖励函数，能够减少不必要的切换次数以及将接收信号强度指示在大部分时间保持在合理的范围。文献[6]还将卫星网络引入至无人机异构通信网络中，通过使用基于分类模糊推理的切换算法来保证无人机终端能够做出切换决策，避免乒乓效应。文献[7]提供一种组切换方案，考虑终端享受到服务的相对重要性来进行决策，并且候选网络的创建和备选网络的排名是在雾和云基础设施中执行的，以减少无人机的工作量。

在上述的无人机网络选择算法中，主要是考虑到无人机与接入的地面基础设施之间的接收信号强度作为切换依据，并未考虑到无人机需要回传数据的业务类型以及针对无人机终端的体验质量来作为网络选择的优化目标。因此，从减少地面基础设施资源消耗和提高无人机终端回传数据时的满意程度的角度出发，本文提出了一种考虑无人机终端综合体验质量的网络选择算法，以期缓解网络资源的进一步消耗和满足无人机终端的工作需求。本文的主要贡献如下：

1. 在网络拥塞的情况下，结合无人机与无人机和无人机与地面基础设施的通信链路质量、无人机感知到地面基础设施的资源剩余量和无人机之间的相对运动趋势来构建空中自组织网络。将空中自组织网络加入到无人机终端回传数据的候选网络中，这样本文的网络场景就形成了以空中自组织网络、地面蜂窝网、无线局域网构成的空地异构无线网络(Heterogeneous Aerial-Ground Wireless Network HAGWN)。
2. 在空地异构无线网络场景中，定义无人机终端回传数据的业务匹配度、无人机到接入网络的通信链路稳定质量、无人机回传数据的体验质量这三个参数，使用改进逼近理想解综合评价法来选取最优接入网络。

# 2 算法设计与流程

在城市早晚高峰的核心区域中，网络的负载程度较高。但是无人机需要回传的数据并不全是大数据量的道路交通视频流，有时候只是一些车辆违章图片或者对无人机的一些控制信号，所以这种情况下如果到地面基础设施情况较好，那么该无人机就不需要构建自组织网络，可以直接接入地面基础设施回传数据。如果无人机需要回传大数据量业务，并且地面基础设施资源有限，那么就可以构建空中自组织网络，通过其他无人机来辅助接入回传数据。通过以上分析，本文的算法流程图如下图1所示，可以分为以下三个流程。

1. 无人机回传数据触发条件：当无人机在道路上持续巡航采集到的视频大小达到限制或者无人机监测到有车辆正在违章，此时无人机根据任务驱动触发回传条件。
2. 构建候选网络流程：在触发回传数据条件之后，无人机终端即刻根据数据业务类型以及感知到地面基础设施的网络资源消耗情况来判断是否需要构建空中自组织网络来辅助其回传数据。如果不需要那么直接根据与地面基础设施之间的信干噪比来得到候选网络。
3. 网络选择流程：首先获取各候选网络参数（业务匹配度、无人机到接入网络的通信质量、无人机终端的体验质量），然后通过使用模糊层次分析法确定主观权重和使用熵权法确定客观权重，这样主客观统一得到参数的综合权重。然后使用改进的逼近理想解算法来对各候选网络参数进行计算得到综合评分，最后无人机终端选择综合评分最大的网络进行接入。



图1 考虑无人机综合体验质量的网络选择算法流程图

# 3 信道建模

## 3.1 无人机到地面基础设施

假设无人机用集合表示，地面基础设施用集合表示。无人机的坐标用表示，地面基础设施的坐标用表示。那么无人机到地面基础设施的距离。

假设使用空对地传播模型对无人机到基础设施的信道进行建模。无人机到基础设施的视距和非视距路径损耗表示如下：





其中和是由于Los和NLos连接引起的额外衰减因子。为自由空间路径衰落，计算公式如下所示。是无人机载波频率，是光速。



无人机与地面基础设施建立视距连接的概率公式如下[8]：



上式中的a和b是环境常量，在仿真中根据文献[9]确定实验参数。其中 ，表示地面基础设施到无人机的仰角。同时可以得到非视距通信概率为。

那么可以得到以dB为单位的平均路径损耗为：



那么地面基础设施接收到无人机的平均接收功率表示如下：



表示无人机的发射功率，那么地面基础设施接收到的信干噪比计算公式如下：



是具有零均值的加性高斯白噪声 (Additive White Gaussian Noise AWGN) 的方差，表示噪声功率。从而得到无人机的数据传输速率为：



## 3.2 无人机到无人机

对于无人机到无人机的通信，同样可以使用自由空间信道模型。无人机到无人机的距离为。当无人机向无人机传输数据时，无人机接收到无人机的接收功率为：



公式(9)中的代表放大器和天线引入的恒定功率增益因子，表示路径损耗，是路径损耗指数[10]。因为无人机之间使用相同频率来通信，所以无人机还有可能接收到来自其他无人机的信号，用表示无人机与无人机相关联，为0则表示未关联。因此，无人机接收到来自其他无人机的干扰表示如下：



所以无人机接收到的信干噪比为：



那么根据香农公式，无人机到无人机的传输速率为：



## 3.3 通信链路质量

前面已经获得了信道的传输速率，它的计算里面已经反映了链路的信干噪比情况，那么还可以引入端到端误包率来进一步判断整个通信链路的好坏。

端到端误包率(Packet Error Rate PER)也能用来表征无线通信信道的质量，发送方向接收方传输数据时的误包率表示如下：



其中n表示传输模式的索引(与调制方法、编码率和通信速率有关)，三个相关参数、 、的值由文献[11]中给出。

那么本文选用这两个参数来表示无线通信链路质量，用 表示 。

# 4 空中自组织网络

自组织网络具有随时随地自动组网、可扩展性强等特点。它是一个独立地网络自治系统，可以与地面基础设施配合协同工作。该系统能快速部署到位，建立起一套完整、强大、高抗毁的网络通信系统，提供有效的数据和多媒体通信服务。当部署多无人机进行道路交通监测工作时无人机触发回传数据条件，可以将部分空闲有能力的无人机和有回传数据请求的这些无人机按照一定算法组织起来，构建起空中自组织网络来提供空中接入点以提升其回传数据性能。

## 4.1 自组织网络的生成

因为无人机会进行道路交通监测工作，所以其部署位置应该是在道路以及路旁上方，无人机工作位置分布会受到实际道路的限制。当某个无人机触发回传数据条件之后，即可开始联系周围无人机节点，准备启动自组网生成工作。在自组织网络中传输数据时，最后还是需要接入地面基础设施回传，所以需要考虑无人机到基站的综合通信情况。

1. 无人机到基站资源检测

假设所有地面基础设施都连接到运营商的网络中心，网络中心能够对各个地面基础设施的网络资源消耗情况进行实时监测。并且无人机要回传数据时能够探测到其关联基础设施的负载程度，这样就能够准确了解各地面基础设施的网络资源。那么可以参考文献[12]的做法，对于无人机，假设其直接关联了N个基站，其中第j个基站的总资源块为，已接入至基站j的终端数量为，其中第k个终端消耗的资源块为，那么该基础设施的网络剩余资源可用程度用表示：



结合上一节中建立的无人机到地面基础设施的无线通信链路质量参数与无人机探测到地面基础设施的负载程度，得到无人机到地面基础设施的综合通信质量。

1. 邻居节点发现

当某个无人机需要回传数据但是其接入的地面基础设施的可用资源不足时，该无人机向周围广播自己的坐标和请求构建自组织网络的探询报文。假设有N个无人机响应，那么这些无人机节点被称为无人机的邻居节点，用集合表示，其中t表示时刻。并且无人机会把邻居节点信息表发送给它的邻居节点，这样这些无人机互相知道其他节点的存在。

1. 簇头选择

簇头节点的选举应该综合考虑簇头节点自身到基站的综合通信质量和其他无人机到簇头节点的无线通信链路质量。所以可以用节点影响值IF这一参数来体现，邻居节点集合中某一节点对需要回传数据节点的影响值其表示为：



公式(15)中的表示两个无人机之间的运动趋势，如果两个无人机是同向运动则为1，否则为-1。那么可以在邻居节点集合中依次计算每个无人机对其他无人机的影响值总和，在根据影响值总和大小排序，即可选择一个最优节点作为簇头节点。簇头节点将自身信息发送给需要回传数据的无人机，这些有回传需求的无人机和簇头节点一起构建起空中自组织网络，簇头节点也是空中自组织网络的接入点。算法具体步骤如下表1所示。

## 4.2 自组织网络的维护与销毁

因为无人机是会在空中移动的，所以会有新节点的加入或者节点的离开。

当自组网内回传数据的成员节点数据传输完成离开时并不影响整个自组网的结构。

当自组网内簇头节点离开时，这些回传数据的成员节点即终止数据回传，重新按照算法流程组建新的自组网络或者直接接入基站回传数据。

当有新的节点需要回传数据的时候，也是开始发送探询报文，如果其邻居节点中影响值最大的节点也是一个簇头节点，那么直接加入该自组网。否则选择影响值最大的邻居节点构建自组织网络。

# 5 考虑无人机综合体验质量的网络选择算法

在无人机作为数据采集终端参与到智能交通系统中的场景中，无人机主要是采集的道路车流量图片，视 频等大数据量业务，并且在第一阶段工作中无人机已经构建起了一个自组织网络，现在无人机关联到的网络 有微蜂窝，宏蜂窝，无线局域网，无人机自组网这四类网络。为了使无人机更好的选择网络，利用网络动态 变化的规律性，对网络资源的有效检测，对当前的网络进行合理评估，结合历史分析结果、无人机终端的选 择、网络的性能差异等综合因素得到选网策略，以期降低无人机在回传数据时的网络接入和切换过程中的时 延，从而改进当前的网络选择算法。选取业务匹配度、无人机到接入网络的无线链路质量，无人机终端用户体验质量这三个参数作为无人机网络选择的依据。

## 5.1 相关参数定义

1. 业务匹配度

无人机并不是随时随地都需要回传大数据量的视频流数据，有时候后台也会获取无人机的工作状态或者仅回传一些车辆违章图片这类数据量并不是很大的业务，需要的网络资源并不是很多。为了让无人机能够根据不同的业务类型来自适应选择候选网络，那么就可以定义无人机的业务匹配度来衡量各网络对业务的适应能力。业务适应的越接近于1，那么就表明该网络越适应该业务请求。根据文献[13][14]，不同业务类型需要的传输速率范围不同。那么无人机接入至网络的业务匹配度用表示：



其中表示无人机到网络的数据传输速率，分别表示业务需要的最小和最大传输速率。

1. 无人机终端体验质量

本文中的无人机主要传输的数据类型为视频流或者高清图片，传输这类数据主要由视频质量总和、视频帧之间的抖动、延迟这三类确定。根据文献[14]，在实际应用中，视频质量根据比特率来衡量每个视频帧的质量情。抖动(jitter)是指数据包到达目的地的时间间隔不稳定或者波动的现象。在传输视频帧的过程中，如果抖动严重那么势必会影响视频流的连贯性进而影响无人机终端的体验。另外时延也是一个重要影响因素，在实际应用中主要考虑传输时延与传播时延，假设总时延为，分为个时刻，数据缓冲排队的时间和启动的延迟可以忽略不计[17]。参考文献[15][16]可以得到无人机终端的体验质量QoE为：



其中表示在时刻的传输时延，是时延约束， 计算如下：



## 5.2 基于改进TOPSIS的网络选择算法

TOPSIS（逼近理想解排序法），是一种常用的综合评价方法，能充分利用原始数据的信息，其结果能精确地反映各评价方案之间的差距。基本过程为先将原始数据矩阵统一指标类型（一般正向化处理）得到正向化的矩阵，再对正向化的矩阵进行标准化处理以消除各指 标量纲的影响，并找到有限方案中的最优方案和最劣方案，然后分别计算各评价对象与最优方案和最劣方案间的距离，获得各评价对象与最优方案的相对接近程度，以此作为评价优劣的依据。该方法 对数据分布及样本含量没有严格限制，数据计算简单易行。那么候选网络可以抽象为一个N行M列的矩阵，行数为候选网络个数，列数为选网参数。那么可以通过TOPSIS来综合决策选出最优目标网络。

1. 获取参数

无人机终端在触发回传数据条件之后，即刻获取各网络参数。通过需要回传数据的业务类型与传输速率确定业务匹配度。通过计算信干噪比和速率确定无线链路质量。通过速率和时延确定无人机终端体验质量。假设获取了N个网络的M个评价指标，那么可以得到一个参数矩阵，记为：

1. 参数标准化

因为上述三个参数都为正向化指标，所以只需要再标准化即可。将矩阵的每列数据分别除以该列的均值，即可得到消除量纲之后的参数矩阵，记为

1. 确定权重

在对各评价指标确定权重时，主客观一致是非常重要的。本文中的主观权重是通过模糊层次分析法(Fuzzy Analytic Hierarchy Process FAHP)确定。客观权重是通过熵权法(Entropy Weight EW)来确定的。

1. 计算与正理想解和负理想解的距离
2. 选择最优网络

# 6 仿真结果与分析

# 7 结束语

# 参考文献

1. Y. Yang, Z. Zheng, K. Bian, L. Song and Z. Han, "Real-Time Profiling of Fine-Grained Air Quality Index Distribution Using UAV Sensing," in IEEE Internet of Things Journal, vol. 5, no. 1, pp. 186-198, Feb. 2018, doi: 10.1109/JIOT.2017.2777820.
2. D. Facinelli, M. Larcher, D. Brunelli and D. Fontanelli, "Cooperative UAVs Gas Monitoring using Distributed Consensus," 2019 IEEE 43rd Annual Computer Software and Applications Conference (COMPSAC), Milwaukee, WI, USA, 2019, pp. 463-468, doi: 10.1109/COMPSAC.2019.00072.
3. B. H. Y. Alsalam, K. Morton, D. Campbell and F. Gonzalez, "Autonomous UAV with vision based on-board decision making for remote sensing and precision agriculture," 2017 IEEE Aerospace Conference, Big Sky, MT, USA, 2017, pp. 1-12, doi: 10.1109/AERO.2017.7943593.
4. W. Dong, X. Mao, R. Hou, X. Lv and H. Li, "An Enhanced Handover Scheme for Cellular-Connected UAVs," 2020 IEEE/CIC International Conference on Communications in China (ICCC), Chongqing, China, 2020, pp. 418-423, doi: 10.1109/ICCC49849.2020.9238986.
5. Jang Y, Raza SM, Kim M, Choo H. Proactive Handover Decision for UAVs with Deep Reinforcement Learning. Sensors. 2022; 22(3):1200. https://doi.org/10.3390/s22031200.
6. Zhou Y, Liu K. Heterogeneous network handover algorithm for unmanned aerial vehicles based on categorical fuzzy inference[C]//ITM Web of Conferences. EDP Sciences, 2022, 47: 02018.
7. Skondras E, Kosmopoulos I, Michailidis E T, et al. A Group Handover Scheme for Supporting Drone Services in IoT-Based 5G Network Architectures[J]. Drones, 2022, 6(12): 425.
8. S. Zhang, H. Zhang, B. Di and L. Song, "Cellular UAV-to-X Communications: Design and Optimization for Multi-UAV Networks," in IEEE Transactions on Wireless Communications, vol. 18, no. 2, pp. 1346-1359, Feb. 2019, doi: 10.1109/TWC.2019.2892131.
9. A. Al-Hourani, S. Kandeepan and S. Lardner, "Optimal LAP Altitude for Maximum Coverage," in IEEE Wireless Communications Letters, vol. 3, no. 6, pp. 569-572, Dec. 2014, doi: 10.1109/LWC.2014.2342736.
10. F. Zafari, A. Gkelias and K. K. Leung, "A Survey of Indoor Localization Systems and Technologies," in IEEE Communications Surveys & Tutorials, vol. 21, no. 3, pp. 2568-2599, thirdquarter 2019, doi: 10.1109/COMST.2019.2911558.
11. Qingwen Liu, Shengli Zhou and G. B. Giannakis, "Cross-Layer combining of adaptive Modulation and coding with truncated ARQ over wireless links," in IEEE Transactions on Wireless Communications, vol. 3, no. 5, pp. 1746-1755, Sept. 2004, doi: 10.1109/TWC.2004.833474.
12. 马彬,钟世林,谢显中,陈鑫.考虑负载均衡和用户体验的垂直切换算法[J].电子与信息学报,2022,44(12):4218-4228.
13. L. A. b. Burhanuddin, X. Liu, Y. Deng, U. Challita and A. Zahemszky, "QoE Optimization for Live Video Streaming in UAV-to-UAV Communications via Deep Reinforcement Learning," in IEEE Transactions on Vehicular Technology, vol. 71, no. 5, pp. 5358-5370, May 2022, doi: 10.1109/TVT.2022.3152146.
14. “Study on enhanced LTE support for aerial vehicles,” 3GPP , TR 36.777,Dec. 2017, V15.0.0.
15. A. A. Barakabitze et al., "QoE Management of Multimedia Streaming Services in Future Networks: A Tutorial and Survey," in IEEE Communications Surveys & Tutorials, vol. 22, no. 1, pp. 526-565, Firstquarter 2020, doi: 10.1109/COMST.2019.2958784.
16. J. Liao, C. Zhan, Y. Yang and B. Zeng, "QoE Maximization for Multi-Antenna UAV-Enabled Video Streaming," GLOBECOM 2022 - 2022 IEEE Global Communications Conference, Rio de Janeiro, Brazil, 2022, pp. 5559-5564, doi: 10.1109/GLOBECOM48099.2022.10001324.
17. He, C.; Xie, Z.; Tian, C. A QoE-Oriented Uplink Allocation for Multi-UAV Video Streaming. Sensors 2019, 19, 3394. https://doi.org/10.3390/s19153394.
18. T. Zhang, J. Lei, Y. Liu, C. Feng and A. Nallanathan, "Trajectory Optimization for UAV Emergency Communication With Limited User Equipment Energy: A Safe-DQN Approach," in IEEE Transactions on Green Communications and Networking, vol. 5, no. 3, pp. 1236-1247, Sept. 2021, doi: 10.1109/TGCN.2021.3068333.
19. L. Wang, K. Wang, C. Pan, W. Xu, N. Aslam and L. Hanzo, "Multi-Agent Deep Reinforcement Learning-Based Trajectory Planning for Multi-UAV Assisted Mobile Edge Computing," in IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking, vol. 7, no. 1, pp. 73-84, March 2021, doi: 10.1109/TCCN.2020.3027695.
20. [1]马彬,毛步绚,谢显中.自组织异构网络中降低阻塞的垂直切换算法[J].北京邮电大学学报,2019,42(02):19-24.DOI:10.13190/j.jbupt.2018-145.
21. L. A. b. Burhanuddin, X. Liu, Y. Deng, U. Challita and A. Zahemszky, "QoE Optimization for Live Video Streaming in UAV-to-UAV Communications via Deep Reinforcement Learning," in IEEE Transactions on Vehicular Technology, vol. 71, no. 5, pp. 5358-5370, May 2022, doi: 10.1109/TVT.2022.3152146.
22. J. Zhou, D. Tian, Z. Sheng, X. Duan and X. Shen, "Joint Mobility, Communication and Computation Optimization for UAVs in Air-Ground Cooperative Networks," in IEEE Transactions on Vehicular Technology, vol. 70, no. 3, pp. 2493-2507, March 2021, doi: 10.1109/TVT.2021.3059964.
23. L. Shen et al., "UAV-Enabled Data Collection Over Clustered Machine-Type Communication Networks: AEM Modeling and Trajectory Planning," in IEEE Transactions on Vehicular Technology, vol. 71, no. 9, pp. 10016-10032, Sept. 2022, doi: 10.1109/TVT.2022.3181158.
24. S. Zhou, Y. Cheng, X. Lei, Q. Peng, J. Wang and S. Li, "Resource Allocation in UAV-Assisted Networks: A Clustering-Aided Reinforcement Learning Approach," in IEEE Transactions on Vehicular Technology, vol. 71, no. 11, pp. 12088-12103, Nov. 2022, doi: 10.1109/TVT.2022.3189552.
25. C. Zhan, H. Hu, X. Sui, Z. Liu, J. Wang and H. Wang, "Joint Resource Allocation and 3D Aerial Trajectory Design for Video Streaming in UAV Communication Systems," in IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, vol. 31, no. 8, pp. 3227-3241, Aug. 2021, doi: 10.1109/TCSVT.2020.3035618.
26. M. M. Azari, G. Geraci, A. Garcia-Rodriguez and S. Pollin, "UAV-to-UAV Communications in Cellular Networks," in IEEE Transactions on Wireless Communications, vol. 19, no. 9, pp. 6130-6144, Sept. 2020, doi: 10.1109/TWC.2020.3000303.
27. S. Zhang, H. Zhang, B. Di and L. Song, "Cellular UAV-to-X Communications: Design and Optimization for Multi-UAV Networks," in IEEE Transactions on Wireless Communications, vol. 18, no. 2, pp. 1346-1359, Feb. 2019, doi: 10.1109/TWC.2019.2892131.
28. W. Khawaja, I. Guvenc, D. W. Matolak, U. -C. Fiebig and N. Schneckenburger, "A Survey of Air-to-Ground Propagation Channel Modeling for Unmanned Aerial Vehicles," in IEEE Communications Surveys & Tutorials, vol. 21, no. 3, pp. 2361-2391, thirdquarter 2019, doi: 10.1109/COMST.2019.2915069.
29. B. Hu, L. Wang, S. Chen, J. Cui and L. Chen, "An Uplink Throughput Optimization Scheme for UAV-Enabled Urban Emergency Communications," in IEEE Internet of Things Journal, vol. 9, no. 6, pp. 4291-4302, 15 March15, 2022, doi: 10.1109/JIOT.2021.3103892.