

项目编号： 202304024

東南大學

## 大学生创新创业训练计划项目

# 结题报告

项目名称 6G NOMA 基于机器学习的无人机移动通信  
功率的轨迹优化

项目级别 ☐ 校级重大 ☒ 校级重点

☐ 校级一般 ☐ 院级

项目负责人 江梓贤 学号： 04021503

所属学院 信息科学与工程学院

项目成员 04021503 江梓贤

04021102 丁泽南

04221113 刘依笑

指导教师\_\_\_\_\_王闻今（信息科学与工程学院）\_\_\_\_\_

东南大学  
《大学生创新创业训练计划项目》  
结题验收表

院系名称（项目负责人所在院系）\_\_\_\_\_信息科学与工程学院\_\_\_\_\_项目编号 202304024\_\_\_\_\_

一、项目名称	6G NOMA 基于机器学习的无人机移动通信功率的轨迹优化_			项目类型	<input type="checkbox"/> 重大 <input checked="" type="checkbox"/> 重点 <input type="checkbox"/> 一般 <input type="checkbox"/> 院级	
二、项目组成员	负责人及参加人员排序	姓名	学号	承担工作量(%)	本人签字	备注
	负责人	江梓贤	04021503	60	江梓贤	
	成员 1	丁泽南	04021102	20	丁泽南	
	成员 2	刘依笑	04221113	20	刘依笑	
	成员 3					
	成员 4					
三、研究成果简介（重点介绍特色及创新点）：  针对 6G 通信对于山区海洋地区的基站难以建设性，通过无人机辅助达到信息收集与传输，优化了无人机飞行过程中平均上行链路和速率，采用了非正交多址的先进 NOMA 技术，分簇 NOMA 技术进行了通信分组然后根据分簇上行和速率进行优化。  在传统算法下，基本是对轨迹优化进行非凸轨迹迭代计算优化，泛化性较低，相较于通信环境建模条件较为严格。  我们的项目基于目前热门的深度强化强化学习辅助优化通信，通过将无人机抽象为智能体，让无人机与环境进行交互实现无人机智能体的神经网络迭代优化，从而得到无人机自主优化的轨迹，具有较强的鲁棒性和泛化型。  通过 python 的仿真，最终我们得到了两条 UAV 轨迹，（一条为 UAV 在能量缺失下包含设定终点的路径，另一条是无人机能量充足情况下得到的近似环形的轨迹），相比于两种情况下的普通轨迹均有明显的性能提升。						

四、成果形式及数量:

1、 ☐ 文献资料综述 ( 0 ) 份 ;

2、 ☐ 研究或设计方案 ( 0 ) 份 ;

3、 ☐ 项目工作原始记录 ( 0 ) 份 ;

4、 ☐ 论文 ( ) 份 ;

5、 ☐ 发表论文 ( ) 份 ;

6、 ☐ 图纸 ( ) 份 ;

7、 ☐ 设计报告 ( ) 份 ;

8、 ☐ 研制报告 ( ) 份 ;

9、 ☐ 实物 ( ) 件 , 名称: \_\_\_\_\_ 主要技术指标: \_\_\_\_\_

10、 ☐ 调研报告 ( ) 份 ;

11、 ☐ 软件 ( ) 份 ;

12、 ☐ 软件说明书 ( ) 份 ;

13、 ☐ 申请专利 ( ) 份 ;

14、 ☐ 心得体会 ( ) 份 ;

15、 ☐ 其它 \_\_\_\_\_ ;

16、 ☐ 电子展板: ( 1 ) 份 ;

17、 ☐ 项目成果简介 ( 1 ) 份。

五、指导教师意见:

签字: 年 月 日

六、“课外研学”小组秘书意见:

签字: 年 月 日

成绩等级            ☐优秀            ☐良好            ☐通过            ☐不通过

成绩等级            ☐优秀            ☐良好            ☐通过            ☐不通过

☐ 优秀☐ 良好☐通过☐不通过

项目总学分数 \_\_\_\_\_ 学分

学分 \_\_\_\_\_

给定学分数（负责人）\_\_\_\_\_学分

\_\_\_\_学分

给定学分数（参加人）1号 \_\_\_\_\_ 学分

学分 \_\_\_\_\_

2 号 \_\_\_\_\_ 学分

学分 \_\_\_\_\_

3 号 \_\_\_\_\_ 学分

\_\_\_\_学分

4 号 \_\_\_\_\_ 学分

学分 \_\_\_\_\_

专家组建议：

- ☐ 可以在下一年度作为全校共享项目作进一步研究;
- ☐ 推荐参加竞赛;
- ☐ 希望进一步产品化;
- ☐ 申请专利;
- ☐ 发表论文;
- ☐ 已达到产品化要求, 可以进入学校创新创业团队;
- ☐ 推荐参加成果展示

专家组成员签字:

年 月 日

## 八、主管部门意见

签字： 年 月 日

注 1、 表头及第一、二、三、四项由学生负责人填写。

注 2、承担工作量大小由学生负责人与参加者根据每人实际承担工作量的大小填写，经指导教师审核（作为指导教师意见的一部分填写在第五栏中）。

注3、项目总学分数按照《东南大学本科学科生课外研学学分认定办法》第四条确定。

注4、在对多人合作项目的学分进行分配时可保留一位小数,第二位小数作四舍五入处理。

注 5、第六项“课外研学”小组秘书应参照第四项，对项目成果的数量和质量进行审核，并签署审核意见。

**东南大学**  
《大学生创新创业训练计划项目》  
项目经费使用记录表

院系名称： 信息科学与工程学院 项目编号： 202304024 级别：校级重点  
项目名称：6G NOMA 基于机器学习的无人机移动通信功率的轨迹优化\_  
项目学生负责人：江梓贤 指导教师：王闻今 经费额度：1100

使用日期	用 途	经费额	使用人签字
2023.4.7	打印中期检查表	50	丁泽南
2023.6.10	购买 python, matlab, 强化学习等学习教材	200	江梓贤
2023.10.31	打印结题检查表	50	江梓贤
合 计		300	江梓贤

指导教师签字：

学院课外研学秘书审核并签字：

（加盖院系公章）

年 月 日

# 项目内容诚信声明

项目编号：202304024

项目名称：6G NOMA 基于机器学习的无人机移动通信功率的轨迹优化

本项目小组郑重声明：所呈交的项目内容(包括文献资料综述、研究或设计方案论证材料、经整理归类的原始记录、发表论文、论文或设计报告、研究报告、实物、软件、专利、心得体会、电子展板等各项成果支撑材料和相关的电子文档即光盘)，是本小组在相关老师的指导下，小组全体成员合作进行研究工作所取得的成果。项目内容所包括的文献、数据、实物、图片、软件、专利等资料均已经注明引用及其出处，对本项目成果的研究做出重要贡献的个人和集体，均已在项目内容中以明确方式表明。

本小组全体成员完全意识到本声明的法律后果，项目内容如有因抄袭而造成的违规侵权之处，本小组全体成员愿意承担相应的法律责任。

项目组负责人签名：江梓贤

项目组成员签名：丁泽南，刘依笑

指导老师签名：王闻今

2023 年 10 月 20 日

# 目 录

摘要 .....	I
第一章 绪论 .....	1
1.1 引言 .....	1
1.2 6G 通信环境下 NOMA 及无人机辅助通信发展现状 .....	2
1.3 无人机轨迹优化方法 .....	
1.3.1 物理场景构建 .....	
1.3.2 传统迭代优化 .....	
1.4 本文的研究目的和主要研究内容 .....	
第二章 实验和仿真的方法 .....	
2.1 遗传算法和强化学习 .....	
2.2 性能分析 .....	
.....	
结论 .....	
致谢 .....	
参考文献 .....	
附录 .....	
心得体会 .....	
项目成果简介 .....	
展板 .....	

摘要：6G 移动通信具有极高的传输效率，但面对基站难以建造的偏远地区，用无人机辅助通信具有很强的灵活性，本文采用强化学习来优化无人机辅助 NOMA 通信时的移动轨迹，让 6GNOMA 通信具有更高的传输效率。

关键词：6G, NOMA, 强化学习, 无人机轨迹优化

**Abstract:** 6G mobile communication has very high transmission efficiency, but in the face of remote areas where base stations are difficult to build, UAV-assisted communication has strong flexibility. In this paper, reinforcement learning is used to optimize the mobile trajectory of UAV-assisted NOMA communication, so that 6GNOMA communication has higher transmission efficiency.

**Keywords:** 6G, NOMA, reinforcement learning, UAV trajectory optimization

## 一、绪论

6G 通信需要支持大规模物联网设备和极具差异化的空地综合网络物联网应用。据估计，到 2030 年，全球传感器数量将超过 100 万亿。因此，大量传感器数据的采集面临着巨大的挑战。物联网数据采集技术要求低能耗、低时延、高可靠性。广覆盖、高机动性的无人机(UAV)为物联网数据采集提供了新的机遇。UAV 辅助数据采集具有高敏捷性、高灵活性和低成本的优点。此外，无人机可以在传感器附近收集数据，这大大提高了传感器的可靠性。无人机路径规划是无人机导航控制中的重要问题之一，无人机通信与正交多址(OMA)相结合是目前研究的热点。与传统 OMA 相比，由于 NOMA 允许多个用户共同访问指定的资源块，可以显著提高频谱利用率和系统吞吐量。由无人机辅助 NOMA 通信具有可观的前景。

## 引言：

6G 通信需要支持大规模物联网设备和极具差异化的空地综合网络物联网应用。据估计，到 2030 年，全球传感器数量将超过 100 万亿。因此，大量传感器数据的采集面临着巨大的挑战。物联网数据采集技术要求低能耗、低时延、高可靠性。广覆盖、高机动性的无人机(UAV)为物联网数据采集提供了新的机遇。UAV 辅助数据采集具有高敏捷性、高灵活性和低成本的优点。此外，无人机可以在传感器附近收集数据，这大大提高了传感器的可靠性。无人机路径规划是无人机导航控制中的重要问题之一，无人机通信与正交多址(OMA)相结合是目前研究的热点。通过学习与阅读论文发现，与传统 OMA 相比，由于 NOMA 允许多个用户共同访问指定的资源块，可以显著提高频谱利用率和系统吞吐量。

无人机辅助物联网数据采集的应用场景及与通信、机器学习相关知识与技术吸引了小组成员的研究兴趣。团队成员不少学过 MATLAB 仿真基础，具备完成项目的知识和实践能力。

## 2.数学建模及解法

### 2.1 参考文献建模及解法简述

参考论文建设了六个终端较均匀分布，对于任何给定的 UAV 轨迹，对物联网终端进行聚类，并提出了子时隙分配算法。然后，在固定的集群状态和子时隙持续时间下，为两种飞行模式设计无人机轨迹。最后，对子问题进行交替优化，直到目标函数收敛。

论文测试了协同方案对周期飞行模式的有效性。无人机沿初始圆形轨迹飞行。圆心被配置为所有物联网终端的几何中心，而圆心的半径被设置为圆心与最远终端之间的距离。无人机只围绕中心飞，并且确定子时隙的存在时间为  $T_0[i]=T_1[i]=T/2$ ，经过多次迭代，可以发现，



无人机通过调节轨迹，尽可能靠近每个终端飞行。因此，物联网终端和无人机之间的信道条件得到改善，因此上行链路平均可实现和速率增加。

## 2.2 本课题数学建模及解法

我们选取和论文一样的建模，但我们讨论后认为论文初始圆形轨迹的定义过于粗糙，且没有理论依据。因此，为了初步确定轨迹大致坐标，我们基于题目提出了一种简化模型，仅考虑无人机下行链路的信息传递和无人机的飞行距离。在解相应的问题时，发现功率对于轨迹的约束较小，故在下一步的优化模型下忽略功率参数。解出相应的最优轨迹方程后，在此轨迹基础上考虑更为实际的 WPC 技术以实现上行链路的信息交互，并结合论文中对 C-NOMA 的阐释，对终端进行分簇，并计算对应的 Rsum，以 Rsum 的最大值为优化目标进行迭代遗传算法，得出了一定成果的比论文方法更为精密的轨迹。

### 2.2.1 数学建模

系统主要包括一个无人机、与 U 个终端，每个终端记为  $U_j$ ，所处位置为  $q[j]$ 。假设飞行高度固定。将飞行一圈的时间分为 L 个时隙，记在第 l 个时隙的无人机位置为  $q[l]$ 。我们将 U 个终端分为 K 个簇，每个簇由 N 个终端组成。对簇内使用 OMA 通信，簇间使用 NOMA 通信。第 k 个簇中的第 n 个终端记为  $U_{k,n}$ ，其坐标记为  $W_{k,n}$ 。

查阅文献后我们了解到，簇内终端之间的信道增益差越大，NOMA 性能增益越大，所以定义第 k 个簇内终端之间的信道功率增益差为

$$\Delta h_k[l] = \sum_{i=1}^{(N-1)} \left| |h_{(k,i+1)}[l]|^2 - |h_{(k,i)}[l]|^2 \right| \forall l, k \# (6)$$

在第 l 个时隙中，计算所有集群的信道功率增益差值之和为

$$s[l] = \sum_{k=1}^K \Delta h_k[l] \quad \forall l \# (7)$$

下行链路中，终端  $U_{k,n}$  收到的能量可记为

$$E_{k,n}[l] = G_0 G_1 \eta h_{k,n}[l] P_0 T_0[l] \forall l, k, n \# (8)$$

因此，利用 WPC，终端  $U_{k,n}$  的发射功率可表示为

$$P_{k,n}[l] = \frac{E_{k,n}[l]}{T_1[l]} = \frac{G_0 G_1 \eta h_{k,n}[l] P_0 T_0[l]}{T_1[l]} \forall l, k, n \# (9)$$

在第 l 个时隙中，终端  $U_{k,n}$  的上行链路的信息传输最大速率 v 为

$$v = \log_2 \left( 1 + \frac{P_{k,n}[l] h_{k,n}[l]}{\sum_{j=n+1}^N P_{k,j}[l] h_{k,j}[l] + N_0} \right) \forall l, k, n \# (10)$$

因此，传输的信息量  $R[l]$  可记为

$$R_{k,n}[l] = T_1[l] \log_2 \left( 1 + \frac{P_{k,n}[l] h_{k,n}[l]}{\sum_{j=n+1}^N P_{k,j}[l] h_{k,j}[l] + N_0} \right) \forall l, k, n \# (11)$$

总信息量为

$$R_{\text{sum}}[l] = \sum_{\substack{k=1 \\ \forall l}}^K \sum_{n=1}^N T_1[l] \log_2 \left( 1 + \frac{P_{k,n}[l] h_{k,n}[l]}{\sum_{j=n+1}^N P_{k,i}[l] h_{k,i}[l] + N_0} \right) \#(12)$$

我们以采集数据量最大化为目标设计轨道，则该轨迹优化问题可表示为：

$$\max_{T_0, T_1, \mathbf{Q}} \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L R_{\text{sum}}[l] \#(13a)$$

$$\text{s.t. } T_0[l] + T_1[l] \leq \Delta T \forall l \#(13b)$$

$$R_{\text{sum}}[l] \geq R_T \forall l \#(13c)$$

$$\|\mathbf{q}[l+1] - \mathbf{q}[l]\|^2 \leq \left( \frac{V_{\max} T}{L} \right)^2, l = 1, \dots, L-1 \#(13d)$$

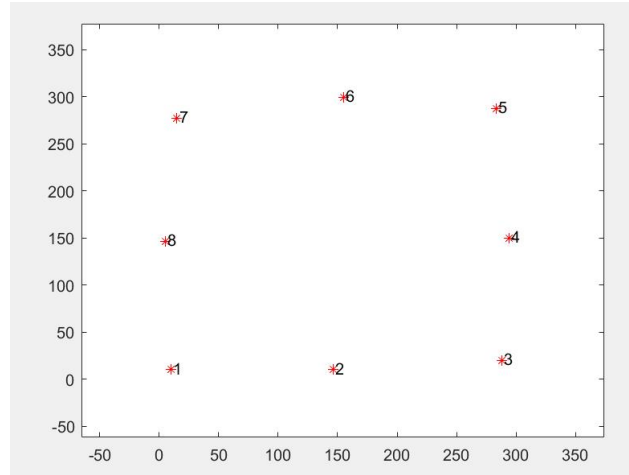
$$\mathbf{q}[1] = \mathbf{q}[L] \#(13e)$$

其中 13a 为最终优化目标，即使上下行链路的  $R_{\text{sum}}$  最大；13b、c、d、e 为需要考虑的约束条件。

### 2.2.2 初始轨道的获得

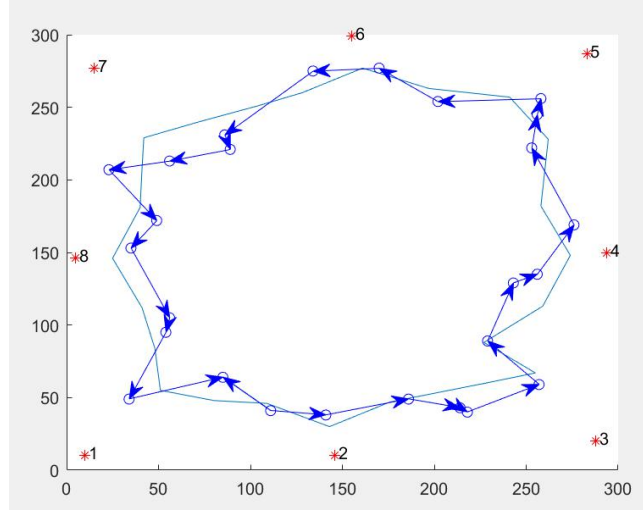
我们讨论后认为论文得到初始化轨迹的方法过于粗糙，且不够合理。据此我们提出了一个简化模型，选取相对容易的公式来初步描述轨道。

在简化模型下，我们选取了 8 个终端，飞行高度  $h$  恒为 100 米。基站分布图为



第二章：实验和仿真的方法：

使用遗传算法得到优化轨迹：



经过中期答辩之后，我们选择使用 DQN 强化学习算法优化我们的算法方案：

但由于使用强化学习算法的过程中对于奖励函数设置存在经验不足的缘故，我们难以得到环形轨迹，所以我们改变了我们的应用场景及目标：

我们假设在原本八个终端的基础上，存在两个无人机停靠站，无人机在停靠站之间进行飞行与终端实现 NOMA 通信实现上下和速率的最大化。为了让无人机尽快在两个停靠站之间停靠，我们重新设置了相关约束：

1. 无人机每一次前进的方向与无人机当前位置与终点停靠站的位置的连线方向的夹角小于等于  $45^\circ$ （该约束条件为当无人机能量较低时进行的轨迹优化）：

$$|\varphi| \leq 45^\circ \quad (1)$$

2. 为了减少对相同区域重复收发信息的功率耗耗，无人机对每个到达的区域距离小于时隙飞行距离的一半：

$$\forall d \geq V_{max}/2 \quad d \in |Track\_pos|/current\_pos \quad (2)$$

3. 数据采集约束：每个时隙收集的上行信息总量  $R_{sum}$  需要满足最小数据采集要求  $R_T$

$$R_{sum}[l] \geq R_T \quad \forall l \# (3)$$

4. 对无人机总体飞行区域进行了限定：

Rectangle——以两个无人机停靠站连线为对角线拓展成的矩形区域：

$$(x, y) \in Rectangle$$

我们采用了 DDQN 算法进行优化：

首先介绍 DQN 优化方法：

DQN 解决问题方法：

通过 Q-Learning 使用 reward 来构造标签

通过 experience replay（经验池）的方法来解决相关性及非静态分布问题

使用一个多层感知机等神经网络产生当前 Q 值，使用另外一个神经网络（Target）产生 Target Q 值

1、构造标签

前面提到 DQN 中的 CNN 作用是对在高维且连续状态下的 Q-Table 做函数拟合，而对于

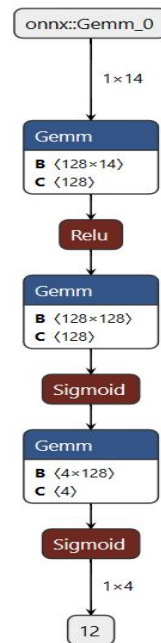


综上：

我们设计了动作空间在极坐标系下表示为：

Speed\*[0°, 30°, 60°, 90°, 120°, 150°, 180°, 210°, 240°, 270°, 300°, 330°]

对预测网络和目标网络的神经网络设计如下（netron 可视化模型）：



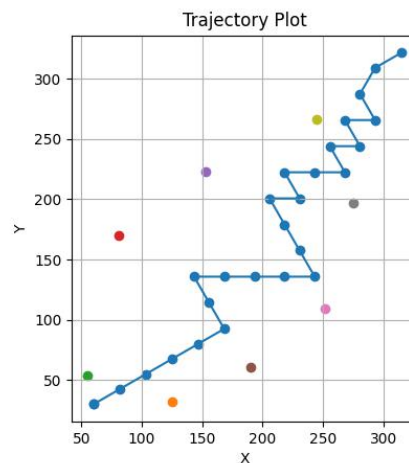
仿真得到轨迹图：

经过分析，我们优化了我们的通信终端的分布：

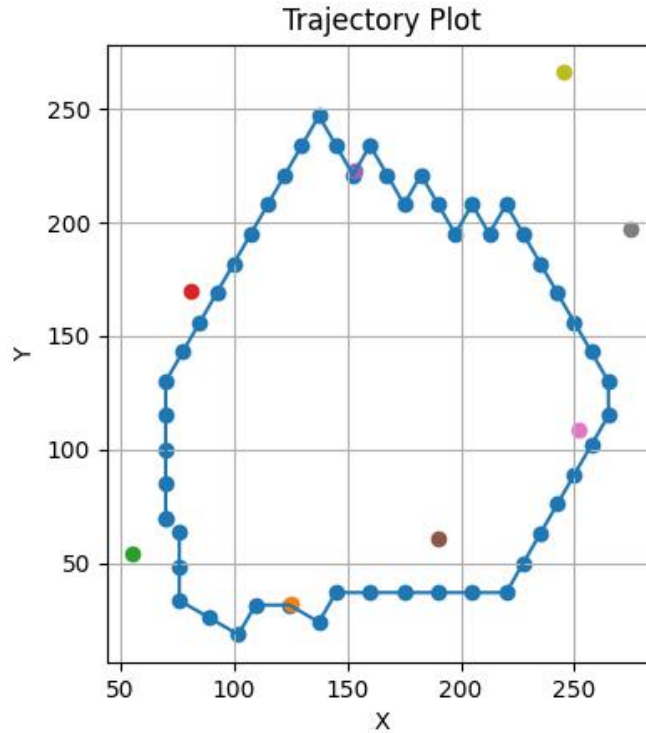
Terminals: [125,32],[55,54],[81,170],[153,223],[190,61],[252,109],[275,197],[245,266]

分簇结果为： 4 2 / 5 7 / 1 6 / 8 3

由于使用 DDQN 动作空间大小为 12，离散程度较为中等，所以将时隙由中期的 25 个时隙需改为 50 个时隙，以获得更细致的优化轨迹，而更高的时隙会带来巨大的训练成本，以及不显著的提升。



上图为满足上述约束条件(电量较低需要到达停靠点)的轨迹图



上图为当无人机电量充足可以自由在区域内进行飞行并传递信息的轨迹  
轨迹坐标:

(70, 70), (70, 85.0), (70, 100.0), (70, 115.0), (70, 130.0), (77.5, 142.99038105676658), (85.0, 155.98076211353316), (92.5, 168.97114317029974), (100.0, 181.96152422706632), (107.5, 194.9519052838329), (115.0, 207.94228634059948), (122.5, 220.93266739736606), (130.0, 233.92304845413264), (137.5, 246.91342951089922), (145.0, 233.92304845413264), (152.5, 220.93266739736606), (160.0, 233.92304845413264), (167.5, 220.93266739736606), (175.0, 207.94228634059948), (182.5, 220.93266739736606), (190.0, 207.94228634059948), (197.5, 194.9519052838329), (205.0, 207.94228634059948), (212.5, 194.9519052838329), (220.0, 207.94228634059948), (227.5, 194.9519052838329), (235.0, 181.96152422706632), (242.5, 168.97114317029974), (250.0, 155.98076211353316), (257.5, 142.99038105676658), (265.0, 130.0), (265.0, 115.0), (257.5, 102.00961894323342), (250.0, 89.01923788646684), (242.5, 76.02885682970026), (235.0, 63.03847577293368), (227.5, 50.0480947161671), (220.0, 37.05771365940052), (205.0, 37.05771365940052), (190.0, 37.05771365940052), (175.0, 37.05771365940052), (160.0, 37.05771365940052), (145.0, 37.05771365940052), (137.5, 24.06733260263394), (124.50961894323342, 31.56733260263394), (109.50961894323342, 31.56733260263394), (102.00961894323342, 18.57695154586736), (89.01923788646684, 26.07695154586736), (76.02885682970026, 33.57695154586736), (76.02885682970026, 48.57695154586736), (76.02885682970026, 63.57695154586736)

性能优化分析:

当无人机未受强化学习训练时, 每个时隙下上行链路信息和速率较低, 为 0.11  
而当进行 2000 次训练优化后, 每个时隙的上下行链路信息和速率可以达到 0.17373, 具有显著提升, 而需要到达停靠点的轨迹的每个时隙的上下行链路信息和速率也可达到 0.136455。

结论：

在无人机性能日趋强大的科技背景下，无人机辅助通信来对 6G 通信环境进行辅助来完成 6G 针对山区，海区的通信环境具有很大的现实意义，可以很好的满足在基站建设困难的环境下的通信需求，而强化学习作为一种现代的优化方法在无人机轨迹优化等通信算法上带来了新的优化思路并且有着较为明显的性能提升。

展望：

本次研究的通信环境设计的较为简单，后续研究可以设计包含无人机飞行障碍区以及通信障碍区的通信场景，以及可以使用 SAC 熵学习法和 DDPG 连续动作学习让无人机对上下行通信时隙分配也可以进行优化，同时也可以用专家数据进行半监督强化学习来结合传统算法得到优化方案乃至未来多无人机组网进行多智能体强化学习优化，都具有很强的现实意义。

参考文献：

- [1] Wei, Z., Zhu, M., Zhang, N., Wang, L., Zou, Y., Meng, Z., Wu, H., & Feng, Z. (2022). UAV-Assisted Data Collection for Internet of Things: A Survey. *IEEE Internet of Things Journal*, 9, 15460-15483.
- [2] Na, Z., Liu, Y., Shi, J., Liu, C., & Gao, Z. (2021). UAV-Supported Clustered NOMA for 6G-Enabled Internet of Things: Trajectory Planning and Resource Allocation. *IEEE Internet of Things Journal*, 8, 15041-15048.
- [3] Ait Saadi, A., Soukane, A., Meraihi, Y., Benmessaoud Gabis, A., Mirjalili, S., & Ramdane-Cherif, A. (2022). UAV Path Planning Using Optimization Approaches: A Survey. *Archives of Computational Methods in Engineering*, 29, 4233 - 4284.
- [4] Li, X., Yin, B., Yan, J., Zhang, X., & Wei, R. (2022). Joint Power Control and UAV Trajectory Design for Information Freshness via Deep Reinforcement Learning. *2022 IEEE 95th Vehicular Technology Conference: (VTC2022-Spring)*, 1-5.
- [5] UAV Trajectory Planning in Wireless Sensor Networks for Energy Consumption Minimization by Deep Reinforcement Learning Botao Zhu, Ebrahim Bedeer, Member, IEEE, Ha H. Nguyen, Senior Member, IEEE, Robert Barton, Member, IEEE, and Jerome Henry, Senior Member, IEEE
- [6] Learning-Based Trajectory Design and Time Allocation in UAV-Supported Wireless Powered NOMA-IoT Networks Zhanpeng Zhang, Chen Xu , and Runze Wu
- [7] Energy-Efficient UAV Trajectory Design with Information Freshness Constraint via Deep Reinforcement Learning Xinmin Li , 1 Jiahui Li, 1 and Dandan Liu
- [8] Deep Reinforcement Learning Assisted UAV Trajectory and Resource Optimization for NOMA Networks Peixin Chen; jianzhao
- [9] Energy Trade-off in Ground-to-UAV Communication via Trajectory Design Dingcheng Yang, Qingqing Wu, Member, IEEE Yong Zeng, and Rui Zhang

心得体会：

组长 04021503 江梓贤：

在学术方面，通过对这次 SRTP 项目的探索，简单了解了 6G 技术在现实生产生活方面的应用场景，6G 的多种频分多址技术，以及现实场景下通信环境的复杂性。

了解了无人机 UAV 在通信场景中扮演的辅助角色定位，即无人机具有小巧灵敏适合多种自然场景，信息收发的位置更加灵活等优点，同时存在能耗有限，少量 UAV 不能进行大面积覆盖的通信。

通过对 srtp 项目的建模，让我建立了工科技术的使用需要针对具体场景下带来的增益价值进行判断，已解决社会问题中的痛点，为以后科研和工作培养了工程师思维的基础，完善了我个人对科学技术的价值判断体系的构建。

通过对本项目的仿真与实验，我学习并熟练掌握了对 MATLAB 和 python 等工具语言，学习了包括机器学习，深度学习和强化学习等 AI 算法，了解了人工智能作为一种现代化方法对通信，信号处理等学科带来全新的优化方案以得到更优的结果。

个人素养方面，担任 SRTP 组长是我第一次担任项目的组长，培养了我对于科研活动的责任心，并让我明确了我在进行科研活动中的身份定位，提高了我对于本学期课程领导力素养的认知，让我明白了作为组员和组长时的不同行为要求，理解了当项目遇到难以推进的困难时，团队合作的重要性。

这次宝贵的科研经历是我迈向科学技术探索的第一步，也许存在很多磕绊，但仍然对我来说收益匪浅。

组员：04021102 丁泽南：

在大学生活中，我有幸参加了一项科研项目，这段经历让我受益匪浅，不仅提升了我的学术能力，也锻炼了我的团队合作和问题解决能力。在这次科研项目中，我学到了很多知识，也收获了很多感悟。

首先，参加科研项目让我更加深入地了解学术研究的严谨性和方法论。在项目开始的阶段，我们需要进行文献调研，了解前人的研究成果，这不仅拓宽了我的知识面，也培养了我查找、筛选文献的能力。在实验设计和数据分析阶段，我学会了如何提出科学假设、设计合理的实验方案，并且掌握了建模方法。

其次，科研项目锻炼了我的团队合作和沟通能力。在项目中，我们需要与团队成员紧密合作，共同完成研究任务。团队合作不仅要求每个人充分发挥自己的专长，还需要大家具备良好的沟通和协作能力。我们需要相互交流意见，协商解决问题，形成共识。通过这种团队合作，我学会了倾听，学会了尊重他人的观点，也学会了如何有效地与人合作，使团队更加高效地完成任务。

此外，参加科研项目让我更加深刻地认识到科学研究的不确定性和挑战性。在实际的研究过程中，我们会遇到各种各样的困难和问题，需要不断地尝试和探索。有时候实验结果并不如预期，需要不断地修改方案，重新设计实验。这种不确定性需要我们具备坚韧的毅力和耐心，需要我们不怕失败，勇于面对挑战。通过科研项目，我学会了在困难面前保持乐观的心态，学会了从失败中总结经验，不断提高自己的科研能力。

总的来说，参加科研项目是一次宝贵的经历，它不仅让我学到了很多知识，也培养了我很多重要的能力。在今后的学习和工作中，我将继续努力，不断提高自己的科研水平，为科学研究做出更大的贡献。

04221113 刘依笑：

在大学生活的点滴中，我有幸参与了一项科研项目，这段经历让我收获颇丰。这个项目不仅提供了一个学术探讨的平台，也锻炼了我的团队协作和创新能力。

首先，参与科研项目让我深刻体验到科学研究的严谨性和耐心性。在项目初期，我们需要精心设计研究方案，明确研究目标和方法，这个过程需要耐心细致，不能有丝毫马虎。在实施实验的过程中，我们需要一遍遍地验证和修改，确保实验结果的准确性。这种精益求精的工作态度深深影响了我，让我明白只有持之以恒、不懈努力，才能在科研道路上走得更远。其次，科研项目锻炼了我的团队协作能力。在团队中，每个成员都有自己的任务和责任，我们需要相互配合，共同完成项目。团队合作不仅仅是技术层面的合作，更是在沟通、协商和决策方面的合作。通过项目，我学会了如何在团队中发挥自己的优势，也学会了如何倾听他人的意见，形成集体智慧。这种团队协作的经历将对我未来的职业生涯产生深远影响，使我更好地适应团队工作的环境。



另外，科研项目也培养了我的创新思维。在项目中，我们常常需要面对各种问题和挑战，需要寻找新的解决方法。这种锻炼激发了我的创造力，让我学会了从不同角度思考问题，寻找不同寻常的解决方案。创新思维不仅在科研项目中有用，也将成为我未来工作和生活中的宝贵财富。

总的来说，参与科研项目是一次宝贵的经历，它不仅拓宽了我的学术视野，也培养了我的团队协作和创新能力。这段经历让我更加坚定了走科研道路的信心，也让我更加明白，在科研的道路上，需要不断学习、不断探索，始终保持对知识的热爱和对未知世界的好奇心。我将继续秉持着积极进取的态度，不断提高自身的科研能力，为科学事业的发展贡献自己的力量。

项目成果简介：

三、研究成果简介（重点介绍特色及创新点）：

针对 6G 通信对于山区海洋地区的基站难以建设性，通过无人机辅助达到信息收集与传输，优化了无人机飞行过程中平均上行链路和速率，采用了非正交多址的先进 NOMA 技术，分簇 NOMA 技术进行了通信分组然后根据分簇上行和速率进行优化。

在传统算法下，基本是对轨迹优化进行非凸轨迹迭代计算优化，泛化性较低，相较于通信环境建模条件较为严格。

我们的项目基于目前热门的深度强化强化学习辅助优化通信，通过将无人机抽象为智能体，让无人机与环境进行交互实现无人机智能体的神经网络迭代优化，从而得到无人机自主优化的轨迹，具有较强的鲁棒性和泛化型。

通过 python 的仿真，最终我们得到了两条 UAV 轨迹，（一条为 UAV 在能量缺失下包含设定终点的路径，另一条是无人机能量充足情况下得到的近似环形的轨迹），相比于两种情况下的普通轨迹均有明显的性能提升。

展板：



东南大学  
SOUTHEAST UNIVERSITY

东南大学大学生  
创新创业成果展示

# 6G NOMA基于机器学习的无人机 移动通信功率的轨迹优化

项目编号 202304024

指导教师 王闻今(信息科学与工程学院)

## 学生成员

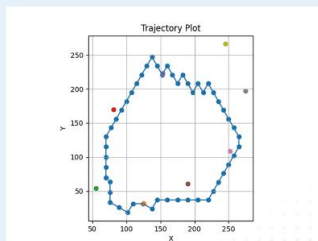
江梓贤 (04021503)

丁泽南 (04021102)

刘依笑 (04221113)

## 项目简介

针对6G通信对于山区海洋地区的基站难以建设性,通过无人机辅助达到信息收集与传输,优化了无人机飞行过程中平均上行链路和速率,采用了非正交多址的先进NOMA技术,分簇NOMA技术进行了通信分组然后根据分簇上行和速率进行优化。



仿真结果说明

## 研究成果

得到了两条UAV轨迹, (一条为UAV在能量缺失下包含设定终点的路径,另一条是无人机能量充足情况下得到的近似环形的轨迹),相比于两种情况下的普通轨迹均有明显的性能提升

项目采用了非正交多址的先进NOMA技术,分簇NOMA技术进行了通信分组然后根据分簇上行和速率进行优化。

基于目前热门的深度强化学习辅助优化通信,通过将无人机抽象为智能体,让无人机与环境进行交互实现无人机智能体的神经网络迭代优化,从而得到无人机自主优化的轨迹,具有较强的鲁棒性和泛化型。