面向全球量子网络的卫星轨道参数优化

Athul Ashok*†、Owen DePoint*†、Jackson MacDonald*、Albert Williams* 和 Don Towsley*
*美国马萨诸塞州阿默斯特，马萨诸塞大学阿默斯特分校 Email: *{aashok@, odepoint@, jrmacdonald@, abwillia@cs., towsley@cs.}umass.edu
†对本项工作的贡献相同

arXiv:2603.02480v1 [quant-ph] 3 Mar 2026

摘要——**由于地面量子链路存在根本性限制，卫星作为全球量子互联网中纠缠生成源的潜力备受关注。本文聚焦于为此类量子网络设计卫星星座的问题。我们确定卫星倾角和卫星集群分配，以实现向全球分布的固定地面站集合提供最高的纠缠生成速率。我们探索了两种黑箱优化框架：贝叶斯优化（BO）方法和遗传算法（GA）方法，发现两者结果相近，表明它们都能有效完成这一优化任务。尽管遗传算法和贝叶斯优化的表现往往非常相似，但贝叶斯优化通常收敛得更高效，而遗传算法后期呈现的增长则表明其较不易受局部最大值影响。无论采用哪种方法，它们都能显著优于仅针对地面站位置最大化覆盖范围的简单方法。**

I. 引言

基于卫星的量子网络利用卫星和地面站分发量子纠缠，从而实现远距离量子通信。与光纤电缆或地面自由空间信道不同，卫星链路在距离超过 100 千米时的传输损耗显著更低，因此更适用于大规模量子通信 [1]。优化轨道参数（例如轨道相对于赤道的倾角 [2, p. 158] 以及星座中的卫星数量），对于最大限度地扩大网络对地面站的覆盖范围至关重要。最大限度地覆盖地面站，能够确保网络在大规模部署时的一致性和可靠性。

在双下行链路架构中，卫星生成纠缠量子比特对，并通过自由空间链路同时将其传输到两个地面站。这种设置要求两个地面站同时位于同一颗卫星的视线范围内，因此连接仅限于地理位置彼此接近的地面站。尽管这种架构限制了网络连通性，并要求通过高效调度来优化纠缠分发率，但它无需在卫星上搭载量子存储器 [3]。我们模拟了自发参量下转换（SPDC）纠缠生成源，因为这是一种经过实验验证且适用于量子卫星任务的紧凑方法。SPDC 已在轨道上成功实现，例如在 SpooQy-1 CubeSat 上 [4]。

Williams等人 [3]和Karavias等人 [5] 都研究了量子网络中卫星分配给地面站的优化问题：前者旨在提升现有星座的性能，后者则试图尽量减少星座所需的卫星数量。我们的工作则通过调整星座中卫星的轨道要素（在本例中为卫星的倾角），来优化卫星部署，从而最大限度地提升性能。我们展示了黑箱优化工具可用于设计优于简单、规则化方案的卫星星座；后者试图在不考虑地面站位置的情况下最大限度地扩大覆盖范围。

我们选用了两种成熟且轻量级的黑箱优化方法：贝叶斯优化（BO）和遗传算法（GA），并为每种方法设置了与以往同类高维、高计算成本问题的研究相一致的超参数。具体而言，我们采用了基于高斯过程代理建模并使用标准采集函数（期望改进和置信下界）的贝叶斯优化实现 [6], [7] ，以及采用指数衰减变异率、多亲本交叉等超参数的遗传算法实现 [8],[9]。我们对两种方法都进行了仔细调优，使其能够有效探索复杂的搜索空间，同时在与量子网络仿真交互时高效应对计算约束。

在经典导航卫星星座场景中，Jiang 等人 [10] 证明，贝叶斯优化是优化轨道参数的有效工具，其计算效率优于遗传算法等传统方法。然而，我们的量子网络场景还引入了其他结构性约束，这些约束源于量子硬件成本、双下行链路架构以及传输过程中的量子比特脆弱性。

我们的结果表明，贝叶斯优化和遗传算法都是

用于优化量子网络卫星星座的可靠且可扩展的框架。在所有测试场景中，优化后的星座表现始终显著优于常规设计；在基于种群的地面站位置方案下，每秒可实现超过 2.09×10^6 个 EPR 对。相比之下，包括均匀等间距星座在内的朴素策略，表现始终低 28%–57%。我们的结果表明，已知的优化算法可作为量子卫星网络星座设计的有效方法。

在第二节中，我们首先讨论初步的物理问题约束和星座设计选择。第三节随后详细介绍我们试图求解的一般优化问题，而第四节则定义优化框架，并将其与给定问题建立联系。第五节详细说明我们如何评估这些优化框架的有效性，第六节分析所得数值性能与基线方法及彼此之间的关系。最后，第七节总结全文，并展望未来的研究方向。

II. 预备知识

我们的目标是比较贝叶斯优化和遗传算法与更为朴素的方法在设计卫星星座时的有效性。具体而言，我们重点优化倾角以及分配到每个倾角的卫星数量，以最大化每秒平均纠缠分发率。我们模拟了一个由 100 颗卫星组成的星座，其轨道高度为 550 千米，并设置了 100 个地面站；这些地面站要么位于人口最多的 100 座城市（见图 2(a)），要么随机分布在陆地上（见图 2(b)）。我们采用一天内每 30 秒采样一次的方式，以每秒向给定地面站集合分发的 EPR 对的期望数量作为评估星座的指标。

我们评估了分别包含 1、2、3 和 5 条独立轨道的星座，并调整倾角以及分配给各轨道的卫星数量。我们假设每颗卫星配备一对发射器，每个地面站配备一个接收器，并使用 [3] 中所述的 GREEDY_BACKOFF 算法，选择哪些地面站与哪些卫星通信。

在本研究中，我们考虑用于纠缠分发的双下行链路架构（见第 I 节）。我们采用 [11]，中定义的 SPDC 光源和大气信道模型，以及 [3] 中所述的基于双对光子发射和背景光子通量的噪声与损耗模型。与 [3]，中一样，我们要求卫星相对于地面站地平线的仰角至少达到 20°，才能被观测到。

III. 优化预备知识

在介绍贝叶斯优化和遗传算法的优化框架之前，我们先概述如何对可能的卫星轨道空间进行一般参数化和变换，以实现有效搜索。我们重点处理连续倾角以及将卫星约束分配至多条轨道这两个问题。我们限制可探索的独立轨道数量，并要求每次迭代都将全部 $N = 100$ 颗卫星安排在指定的 $D \in \{1,2,3,5\}$ 条轨道之一。

A. 卫星星座参数化

我们根据以下参数调整卫星星座：

- **倾角：** 每条轨道都有一个倾角$\theta_i \in [0^\circ, 180^\circ]$，其中倾角为 θ 的轨道与倾角为 $180^\circ - \theta$ 的轨道相同，只是关于赤道镜像对称。
- **卫星分配：** 我们将 N 颗卫星分配到D 条轨道上，同时确保满足约束条件。具体而言，卫星到轨道的分配必须符合卫星总数，并且必须限制在关于 $\mathbb{Z}^D$ 的状态空间内。为此，令$\mathbf{x} = [x_1, x_2, \ldots, x_D]$，其中 $x_i \in \mathbb{R}$ 表示分配给第 i 条轨道的卫星比例。我们要求 $x_i \geq 0$ 和 $\sum_{i=1}^{D} x_i = 1.$

取任意值 $x_i \in [0,1]$，我们将其映射为卫星的比例数量：$\mathsf{s}_i = x_i \cdot N$，然后再将其映射为整数（见 C 节）。如有必要，可通过调整或惩罚无效分配来施加额外约束（例如，每条轨道的最少卫星数）。参数化示例可视化见图 1。

B. 加性对数比（ALR）变换

施加约束 $\forall x_i \geq 0$ 和 $\Sigma x_i = 1$并非易事，因为分配给每条轨道的卫星数量是独立指定的（因此我们无法直接在 D维单纯形上进行优化）。因此，我们通过反演加性对数比（ALR）变换来处理。ALR 变换将 D维单纯形映射到无约束的（$D-1$）维实数空间，并将其中一个 D 变量用作参考值，

$$y_i = \log_e\left(\frac{x_i}{x_D}\right) \quad \text{for } i = 1, \ldots, D-1,$$

其中，x_D 充当参考分量。给定向量$\mathbf{y} \in \mathbb{R}^{D-1}$后，我们可以通过以下逆变换获取所需的各个分量$\mathbf{x}$：

$$x_i = \frac{e^{y_i}}{1 + \sum_{j=1}^{D-1} e^{y_j}} \quad \text{for } i = 1, \ldots, D-1,$$

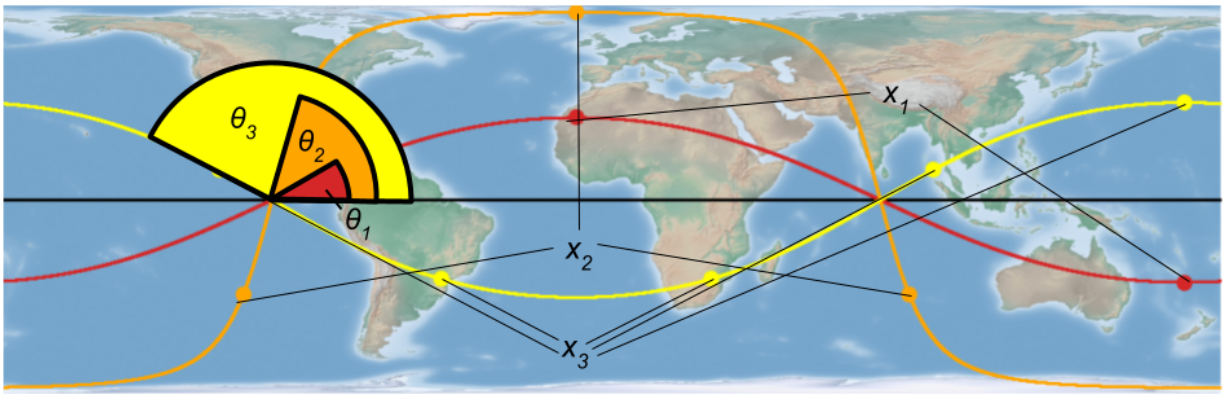

图 1：具有超参数 $D = 3$ 和以下参数的星座：$\theta_1 = 25°$，$\theta_2 = 75°$，$\theta_3 = 150°$，$x_1 = 2$，$x_2 = 3$，$x_3 = 5$

$$x_D = \frac{1}{1 + \sum_{j=1}^{D-1} e^{y_j}}.$$

这保证了任意实向量$\mathbf{y}$ 都对应单纯形中的唯一有效点$\mathbf{x}$ 。随后，我们采用标准的无约束优化方法，并按如下方式映射这些分量。

C. 从分数到整数分配

得到分数 $\mathbf{x} = (x_1, \ldots\ldots, x_D)$ 后，我们计算整数卫星数量：

$$sats_per_config_i = \text{round}(\max(x_i \cdot N,\ min_sats))$$

其中，round(k) 返回最接近 k 的整数，适用于任意 $k \in \mathbb{R}$。这里，min sats 是一个可选参数，表示每条轨道所需的最少卫星数。如果由于舍入导致整数分配之和不等于 N，我们会对由此得到的轨道施加惩罚（将其映射为负的纠缠生成率），从而确保优化过程自然地避开不可行解，同时保留 ALR 变换所带来的可逆性。

D. 完整参数空间

由此得到的参数空间同时包含倾角和卫星分配：

- 倾角 $\theta_i \in [0°, 180°]$ 作为连续变量直接进行优化。
- 卫星分配通过 ALR 变换表示为无约束实数参数（$y_1, \ldots\ldots, y_{D-1}$），从而确保可行性与平滑性。

我们的贝叶斯优化和遗传算法优化方法均在此搜索空间中运行，同时遵守所需的约束条件。

E. 贝叶斯优化

贝叶斯优化特别适用于目标函数难以计算[6] 且目标是尽量减少评估次数的问题

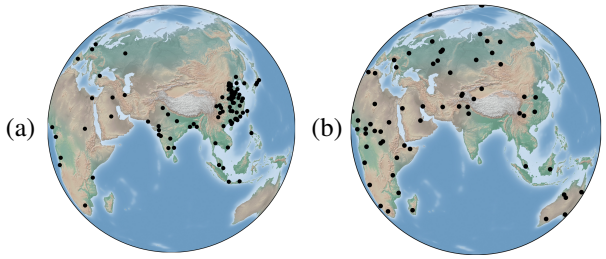

图 2：(a) 将 100 个地面站部署在人口密集中心；(b) 使用固定种子将 100 个地面站随机部署在陆地上

同时有效探索参数空间。由于黑箱特性以及评估时间昂贵，贝叶斯优化为迭代改进参数提供了一种很有前景的方法。我们的方法依赖于上述参数化、目标函数评估，以及使用第四节-A中所述高斯过程模型进行的迭代优化。

F. 遗传优化

遗传算法非常适合在大型非凸搜索空间中进行优化 [12]。我们的遗传算法框架从一组多样化的候选卫星轨道种群开始，并采用第 III-B–III-D 节中详述的参数化方法。在连续世代中经过调优的超参数引导下，遗传算法为探索搜索空间并发现多样且性能优异的配置提供了一种可行的方法。

IV. 优化方法

A. 贝叶斯优化

我们将贝叶斯优化 [6]实现为一种概率模型，用以优化计算成本高昂的纠缠分发速率。就其核心而言，给定的贝叶斯优化实现使用高斯过程

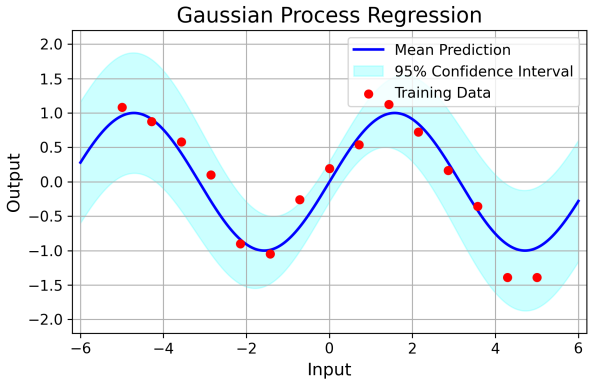

图3：高斯过程示例

算法1 贝叶斯优化框架

过程 贝叶斯优化(**x**,速率)
  # $\mathbf{x} = (\theta_1, \ldots, \theta_D, y_1, \ldots, y_{D-1})$
  将(x,速率) 添加到数据集 $\mathcal{D}$
    # 存储最新的已评估配置
  在 $\mathcal{D}$**上拟合高斯过程模型**
    # 使用 Mat´ern 核 [13]
  优化高斯过程超参数
    # 最大化对数边际似然
    # （即 L-BFGS-B）
  计算后验均值 $\mu(\mathbf{x})$
  计算后验方差 $\sigma^2(\mathbf{x})$
  定义（LCB）采集函数：
    $\alpha(\mathbf{x}) = \mu(\mathbf{x}) - \kappa \cdot \sigma(\mathbf{x})$
  选择下一个要评估的配置
    $\mathbf{x}^* \leftarrow \arg\max \alpha(\mathbf{x})$
  # 返回下一个经 ALR 变换的候选项
  返回 $\mathbf{x}^*$

（高斯过程）（见图3）和采集函数（AF）。在观测一组卫星参数的仿真结果后，高斯过程 [6] 被用作代理模型来近似我们的目标函数，并提供预测分布。采集函数 $\alpha(\mathbf{x})$随后提出其下一个理想星座。我们评估其约束形式，并完整重复这一过程，直至达到所定义的迭代次数。

对于我们的卫星优化任务，首先在前n 次迭代中随机采样$\mathbf{x} = (\theta_1, \ldots\ldots, \theta_D, y_1, \ldots\ldots, y_{D-1})$。随后，根据 AF 提出的星座及对应速率，使用 Mat´ern 核对数据集拟合高斯过程模型。该过程的伪代码详见算法 1。

我们比较了两种最常见的采集函数：置信下界（LCB）和期望改进（EI） [7]。由于搜索空间具有高维性且分布不均（某些区域会出现舍入误差，或者

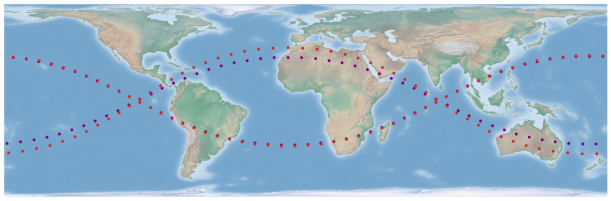

图 4：GA（红色）和 BO（紫色）在过度拥挤区域的 2 条轨道上得出的最优卫星配置地图可视化。

漏掉所有地面站），我们预期（见 [7]）并观察到，LCB 的表现比 EI 更可靠（见图5(c)，该图展示了针对人口分布地面站，在给定仿真调用次数下，各优化方法找到的最佳星座的质量）。

B. 遗传算法

我们实现了一种传统遗传算法，包含适应度评估、选择、交叉和变异。种群由多个个体组成，每个个体以元组形式编码卫星比例参数和轨道倾角，并按照第三节 A 部分所述的参数化方式进行初始化和约束。适应度定义为最大化个体的 EPR生成率。

为尽量避免早熟收敛，我们采用了三种主要机制。首先，变异率随代数索引 [8] 按指数衰减计划变化。其次，我们维护一个由排名前五的个体组成的父代池，并在交叉过程中从池中随机抽样 [9]。第三，每一代中有 10% 的个体由随机生成，以确保种群多样性。

在每一代中，种群更新按如下方式进行：通过反复抽取父代、交叉和变异生成子代，直至填满下一代种群的 90%。剩余的 10% 由新抽取的随机个体组成。随后评估所有个体并进行排名。排名后的最佳个体列表将被保留，并延续至后续世代，直到终止。算法 2 给出了该过程的伪代码。

V. 优化框架评估

为评估所提出的优化框架的有效性，我们针对以下情况进行评估：

- 2、3 和 5 种不同的倾角（轨道）
- 100卫星总数
- 100地面站
- 1200 模拟器调用 – 每次调用包含在一个模拟日内采集的 2880 个样本

我们在两种地面站分布下评估这些框架：一种基于人口密度，另一种为随机分布，如图 2(a) 和 2(b) 所示。

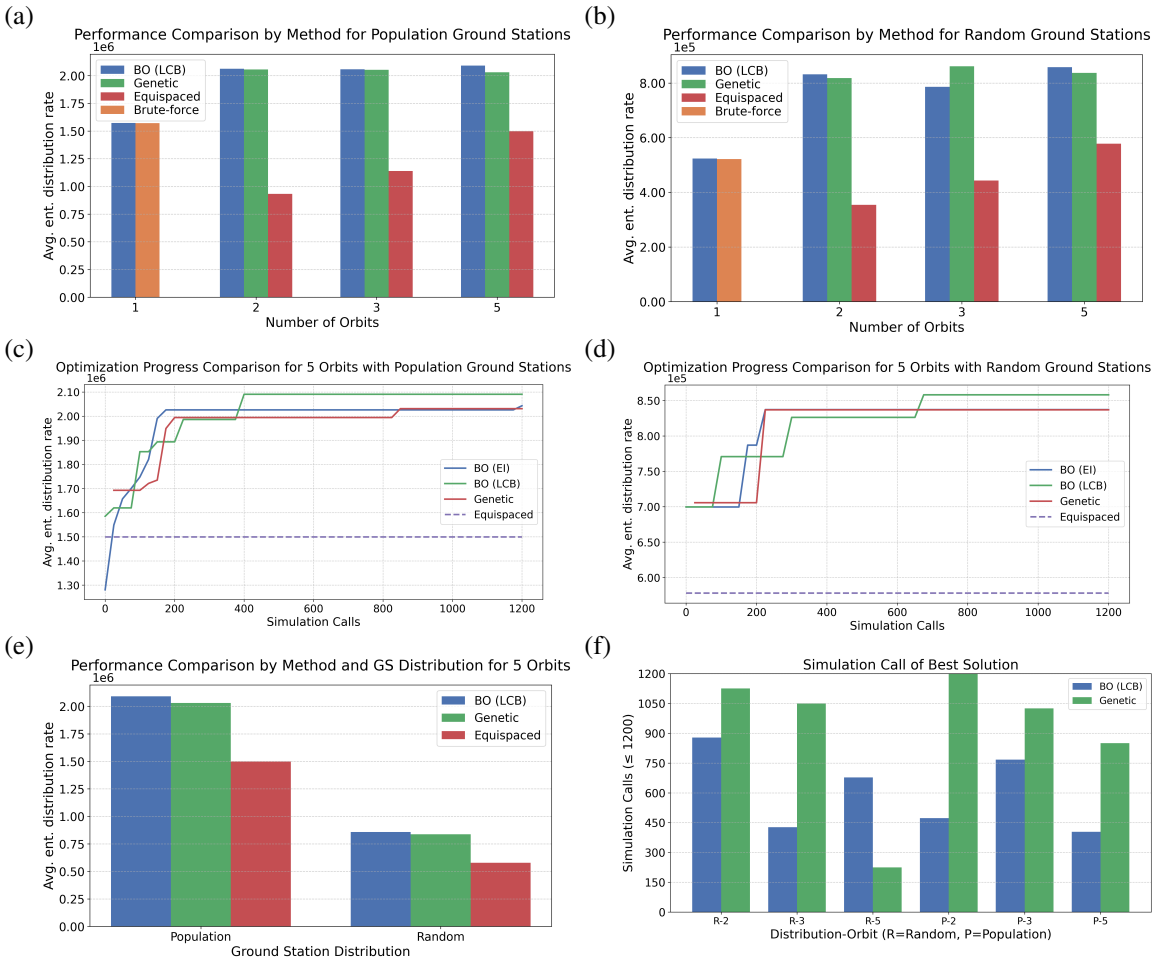

图 5：不同轨道数量和地面站分布下优化方法与基线方法的性能比较。(a)–(b)：使用基于种群的 (a) 和随机 (b) 陆地地面站布局时，1、2、3 和 5 条轨道的平均纠缠分发率（EPR 对/秒）。单轨道情况以暴力基线作为基准，多轨道结果则与等间距倾角进行比较。(c)–(d)：基于种群的 (c) 和随机 (d) 地面站在仿真调用过程中的优化进展，显示截至每次调用时的最大速率。(e)：在 5 条轨道下，不同地面站分布中各方法（贝叶斯优化、遗传算法、等间距）的性能比较。(f)：各优化方法首次达到最终最佳解时所对应的仿真调用次数，并按轨道数量（2、3 和 5）及地面站分布类型（随机和基于种群）进行比较。

我们评估了几种朴素的星座设计，以建立基线对比。具体而言，我们进行了三次试验，每次在 $0°$ 到 $180°$ 之间以等间隔角度部署 100 颗卫星，分别采用 2、3 和 5 个不同倾角。这些设置反映了我们为对比而训练时使用的参数配置，其设计灵感来自沃克星座 [14]，；研究表明，沃克星座为以最少卫星数量实现连续全球覆盖奠定了基础。

最后，我们进行了穷举试验以供比较，测试单轨道上的全部 100 颗卫星，并系统地评估了它们在 180 个不同倾角下的性能，倾角从 $0°$ 增加到 $179°$，步长为 $1°$。

VI. 数值结果与分析

我们在多次优化试验中评估贝叶斯优化和遗传算法的性能，重点关注它们各自的纠缠生成率（EPR 对/秒）。

A. 轨道数量的影响

增加轨道数量可提升性能。对于基于种群的地面站布局：

- 最佳单轨道配置可达到约 1.57×10^6 EPR/秒

算法 2 遗传算法框架

初始化种群并保存到数据集 $|\mathcal{D}| = 25$
在 init pop() 方法中应用 ALR变换
跟踪世代数以降低变异率
过程 遗传算法(**x**,变异率)
    # 该过程仅使用 $\mathcal{D}$ 和世代数。
    # $\mathbf{x} = (\theta_1, \ldots, \theta_D, y_1, \ldots, y_{D-1})$
    对于 $\mathbf{x_i} \leftarrow \mathcal{D}$ **执行**
        适应度值[i] ← 评估个体($\mathbf{x_i}$)
    父代 ← 选择父代(适应度值 $\mathcal{D}$，5)
    更新变异率(世代数)
    当 |新种群| $< 0.90 \times$种群规模 **执行**
        (父代1，父代2) ← 随机。从父代，中抽取2个样本
        x ← 交叉(父代1，父代2)
        x ← 变异(子代)
        将**x**x添加到新种群
    随机个体数 ← 种群规模 − |新种群|
    随机个体 ←初始化种群()[：随机数]
    新种群 ← 新种群 ∪ 随机个体
    $\mathbf{x}^* \leftarrow \mathcal{D}$[argmax(适应度值)]
    $\mathcal{D}$ ←新种群
    返回 $\mathbf{x}^*$

- 过渡到 2 条轨道可提升 30%，超过 2.06×10^6 EPR/秒

- 3轨道和五轨道构型最多只能带来略微更高的速率（最高达 2.09×10^6），但收益会递减。

值得注意的是，对于随机地面站，五轨道遗传算法未能复现三轨道解中观察到的明显聚类，而三轨道贝叶斯优化甚至未能达到最优的 2 轨道划分，便过早收敛。我们推测，两个分布良好的星座足以实现大部分纠缠收益；考虑到星座规模，增加轨道只能带来有限的改进。

B. 与基线方法的比较

我们将所用方法与两种基线方法进行比较：针对单轨道构型的暴力搜索，以及针对多轨道配置的均匀等间距倾角。

- 对于单轨道情况，暴力搜索和贝叶斯优化（下置信界）均达到1.57×10^6 （种群）和 5.22×10^5 （随机）EPR/秒的速率，这表明贝叶斯优化能够在简单场景中找到全局最优解。我们在暴力搜索评估中排除了遗传算法，因为单轨道无法让它有效执行交叉操作，导致该算法退化为随机爬山搜索。

- 在 5 条轨道上采用等间距倾角时，种群布局可实现 $1.50 \times 10_6$ EPR/秒，远低于优化方法达到的2.09×10^6 EPR/秒。

如图 5(a) 和图 5(b) 按轨道数量和方法绘制的网络EPR速率直方图所示，这些比较凸显了考虑地面站的优化方法相较于朴素策略的明显优势，尤其是在复杂的多轨道配置中。

C. 贝叶斯优化与遗传算法的比较 m

在 M1 Pro 10核CPU 上，等间距轨道的模拟日运行时间约为 180 秒。粗略估算，1200 次仿真调用预计需要约 60 小时。图 5(c) 和 5(d) 展示了各方法的收敛时间线：对于给定数量的仿真调用，分别显示各优化技术找到的最佳星座的纠缠速率，涵盖种群地面站和随机地面站。我们分析贝叶斯优化和遗传算法在仿真调用过程中的收敛行为与性能：

- 贝叶斯优化迅速逼近最优配置：在人口分布地面站情形下，至仿真调用第 404 次时达到 $2.09 \times 10_6$ EPR/秒；在随机情形下，则于第 301 次迭代达到该水平。对于后者，到第 678 次迭代时，其结果超过 8.58×10^5，但增加运行次数并未带来进一步改进。

- 遗传算法同样收敛至几乎相同的数值；对于 5 轨道随机情形，大约需要 200 次仿真调用，但随着运行时间增加，其结果偶尔会超过贝叶斯优化。例如，仿真调用达到第 1050 次时，其 3 轨道结果达到 8.60×10^5 ；而贝叶斯优化的最高值从第 427 次调用起便保持在 7.86×10^5 。图5(c)中人口分布地面站的情况也呈现出类似趋势，迭代次数超过 800 次后，结果仍有所提升。

图5(e)以柱状图展示了针对 5 轨道星座的每种地面站分布，各方法所得的最佳纠缠分发率。对于两种地面站布局，贝叶斯优化和遗传算法的表现均显著优于等间距基线，同时达到几乎相同的最优纠缠分发率。这凸显了在进行多轨道星座设计时，地面站感知优化的重要性和可靠性。

图5(f)展示了在不同轨道数量和地面站分布条件下，各方法找到表现最佳星座时所对应的仿真调用次数。这说明贝叶斯优化倾向于较早找到优质候选方案。除5轨道随机情形外，所有情况都清楚地体现了这一点——鉴于遗传算法收敛得特别早，我们推测这一情况只是个异常值。根据我们的经验，贝叶斯优化总能在1000次仿真调用内收敛。因此，我们假设贝叶斯优化的探索驱动采样往往能较早找到优质候选方案，但其对高斯过程假设的依赖可能导致早熟收敛。相比之下，遗传算法仍在持续

逐步改进，但在此期间取得的显著进展寥寥无几。

D. 地面站布局的影响

地面站位置会显著影响性能。

- 基于人口分布的地面站上的星座，表现始终优于随机布局
- 人口分布地面站上的最佳结果超过 2.09×10^6 EPR/秒，而随机布局的峰值为 8.58×10^5，两者相差 2.52×

我们认为这是因为人口中心呈集群分布，从而带来更频繁的双下行链路机会，并减少卫星覆盖范围的闲置。

E. 星座形状特征

图4比较了贝叶斯优化和遗传算法最终优化得到的轨道配置。

- 两种方法收敛到的星座在结构上相似，通常包含两条主要轨道和一到两条辅助轨道

- 贝叶斯优化在以种群为基础的地面站上的最佳配置，使用的卫星数量分别为45、37、15、1和2，倾角分别为153.21、24.72、143.04、69.94和149.05度

- 遗传算法在以种群为基础的地面站上的最佳配置包含54、33和13颗卫星，倾角分别为150.53、24.39和40.32度

不同方法所得结果的一致性表明，构型空间中存在稳定的最优解；只要时间充足，两种方法都能可靠地逼近这些最优解。

F. 总结

我们得出结论，贝叶斯优化和遗传算法都是解决这一优化任务的极有效工具。我们还观察到，贝叶斯优化在迭代调用达到 800 次后很少再有改进，据此推测，贝叶斯优化非常适合快速优化，尤其是在迭代预算有限时，但更容易陷入局部最优。遗传算法的收敛速度较慢（通常需要超过 1000 次迭代才能找到最大值），但会持续改进；如果允许运行更长时间，其表现可以达到甚至超过贝叶斯优化。基于种群的站点布局远胜于随机布局；对于这种规模的星座，仅采用两条精心选择的轨道，就能获得大部分性能提升。

VII. 结论与未来方向

在这项工作中，我们探讨了如何调整现有的黑箱优化框架，以优化用于纠缠分发的星座卫星部署。具体而言，我们使用贝叶斯优化和遗传算法来调整轨道倾角和卫星集群分配，从而向一组已知地面站分发纠缠。通过在两种不同的地面站位置和大量卫星配置设置下进行广泛模拟，并仔细评估这些方法，我们表明，这些方法能够高效地搜索这一高维设计空间。根据我们的研究结果，我们发现，结合地面站基础设施信息，谨慎选择轨道参数可以显著提高纠缠分发速率。我们证明，即使只优化少数几个倾角，同时平衡分布在这些轨道上的卫星，也能有效提升星座的整体性能。

一个自然的下一步是将本文研究的优化方法推广到不同的运行场景和特定任务目标，例如最大化量子密钥分发率或某些公平性指标，而非仅仅最大化纠缠分发率。我们还希望探索自由度更多的星座设计问题，例如允许卫星高度变化、纳入无人驾驶飞行器和高空平台上的纠缠源与中继器，或模拟搭载量子存储器、用于星间链路的卫星。

参考文献

[1] A. Conti、R. Malaney 和 M. Z. Win，“卫星-地面量子网络与全球量子互联网”，《*IEEE*通信杂志》，第 62 卷，第 10 期，第 34–39 页，2024年。[2] H. Curtis，《轨道力学：工程专业学生用书》，丛书：航空航天工程。Butterworth-Heinemann，2015年。[在线]。获取地址：https://books.google.com/books?id=6aO9aGNBAgIC [3] A. Williams、N. K. Panigrahy、A. McGregor 和 D. Towsley，“量子卫星网络的可扩展调度策略”，

2024 [ ] 2405 09464 。在线。获取

[4]

地址：https://arxiv.org/abs/。S. Sivasankaran、C. Liu、M. Mihm 和 A. Ling，“用于空间量子密钥分发的立方星平台”，载于*2022 IEEE*国际空间光学系统与应用会议（*ICSOS*）。IEEE，2022年3月，第 51–56 页。 [在线]。获取地址：http://dx.doi.org/

10 1109 53063 2022 9749724 。/

[5]

ICSOS。。V. Karavias、C. White、A. Lord 和 M. C. Payne，“为全球量子网络优化卫星网络与核心网络”，《光通信与网络杂志》，第 16 卷，第 4 期，第 504–515 页，2024 年 4 月。 [在线]。获取地址：https://opg.optica.org/jocn/abstract.cfm?URI=jocn-16- 4-504[6] P. I. Frazier，“贝叶斯优化教程”，2018年。

[ ] 1807 02811 在线。获取地址：

[7]

https://arxiv.org/abs/。W. Gan、Z. Ji 和 Y. Liang，“贝叶斯优化中的采集函数”，载于*2021*年第二届大数据、人工智能与软件工程国际会议（*ICBASE*），2021年，第 129–135 页。[8] 第三届遗传算法国际会议论文集。美国加利福尼亚州旧金山：Morgan Kaufmann Publishers Inc.，1989年。[9] A. E. Eiben、P. E. Rau´e 和 Z. Ruttkay，“采用多亲本重组的遗传算法”，载于自然启发的并行问题求解——*PPSN III*，Y. Davidor、H.-P. Schwefel 和 R. M¨anner 编。德国柏林、海德堡：Springer Berlin Heidelberg，1994年，第 78–87 页。[10]C. Jiang、Z. Luo、M. Guan 和 H. Zhu，“基于贝叶斯优化算法的北斗三号低轨区域增强导航星座设计”，

《大地测量与地球动力学》，2024年。 [在线]。获取地址：https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1674984724000016

[11] N. K. Panigrahy、P. Dhara、D. Towsley、S. Guha 和 L. Tassiulas，“利用基于卫星的量子网络实现最优纠缠分发”，2022年。 [在线]。获取地址：https://arxiv.org/abs/2205.12354。P. Hajela，“遗传搜索——一种解决非凸优化问题的方法”，《*AIAA*期刊》，第 28 卷，第 7 期，第 1205–1210, 1990 [在线]。获取地址：https://doi.org/10.2514/3.25195 页。在线。获取地址：https://doi.org/。/。M. Dowling、P. Sokoł 和 I. M. Park，“Hida-Matern 核”，2021 [在线]。获取地址：https://arxiv.org/abs/2107.07098。S. Huang、C. Colombo 和 F. Bernelli-Zazzera，“通过属性评估进行连续全球覆盖 Walker 星座和街道式覆盖星座的多准则设计”，《航天学报》，第 188 卷，第 151–170 页，2021年。 [在线]。获取地址：https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0094576521003490

[12]

[13]

[14]