

5 面向移动应急场景的动态通导网络适配

5.1 引言

在自然灾害处置、事故灾难救援等突发公共事件中，救援人员面临着移动通信基础设施缺失/损毁、卫星导航信号断续不稳等恶劣环境，亟需加强现场应急指挥通信能力建设，保障通信和定位等关键业务需求。在党的二十大报告中指出，要完善国家应急管理体系，提高防灾减灾救灾和急难险重突发公共事件处置保障能力。大量情况下，受灾区域的用户在灾害发生初期无法外部通信，难以支撑应急行动辅助决策需求，导致应急精准响应能力下降，需要快速调度应急救援力量搭建应急基站实现通信恢复、快速补盲等功能，以提升应急通信覆盖、提高定位精度并增强应急救援的业务保障能力。“十四五”规划和2035年远景目标纲中指出“加强极端条件应急救援通信保障能力建设”，建立灵活机动、通导融合的应急网络是应急管理的关键环节，是支持灾害响应和救援的重要部分。

无人机网络通过其搭载的便携基站等设备，可以在没有现有基础设施的情况下快速部署应急网络，为救援力量和受灾人员提供通信、定位等服务，从而增强应急区域的救援处置能力。目前，无人机的网络部署和路径方案已经成为研究的重点。文献[1]利用图填充理论优化无人机的部署位置，通过调整无人机的高度和天线波束宽度，以降低无人机的部署数量和成本，同时保证目标区域的覆盖率。文献[2]提出了能量高效的三维无人机基站部署方案，通过在垂直和水平维度进行解耦，最小化无人机的发射功率，同时最大化无人机基站所覆盖的用户数量。文献[3]-[5]研究了面向高能效与高时效感知数据采集等目标的无人机路径规划方案。文献[6]以最大化多层次服务质量为目标提出一种新颖的惯性权重更新方法以优化无人机的位置。文献[7]和[8]基于遗传算法提出了面向通信覆盖优化的无人机网络部署方案。

在实际应急场景中，应急业务需要通信与定位服务的共同支持。例如在救援队伍的派出过程中，每架无人机不仅需要提供通信网络的覆盖，保障救援相关信息的上传与下达，同时无人机需要面向救援力量提供定位服务，为精准救援与高效撤离提供导航参考。由于应急场景环境复杂、变化动态，不确定因素较多，如

何高效调度有限的应急基站满足应急业务需求十分关键，然而现有研究工作[1]-[9]通常偏向提供单一功能的应急服务，并且均未考虑如何规避山体等障碍物导致的非视距链路以提升应急服务质量。

同时，应急现场中目标区域的通信与定位需求会因为地面用户的移动、救援任务的演进等因素随着时间发生较大地动态改变，静态的部署方案很难为目标区域持续地提供可靠的通导服务，因此需要根据地面用户的位置和需求变化对基站的部署位置进行动态适配。然后，由于无人机的续航能力受到其装载的电池容量限制，能量耗尽而退出服务的无人机将极大影响网络的稳定性和应急服务质量。尽管当前已有部分工作研究了无人机能耗模型并制定了相应的节能和低能耗部署策略[9][22]，但仍未缺乏对通导一体化部署中能耗最小化问题的深入研究。现有基于启发式算法的无人机调度方案[6][10]由于需要使用大量的随机种子与迭代提升网络覆盖性能，通常面临计算复杂度较高和方案输出缓慢的问题，难以实时输出部署结果和提供快速按需覆盖，无法满足应急场景的高效调度和稳定覆盖要求。因此，如何面向通导融合的动态部署需求，设计低复杂度的动态应急网络适配方案以实现应急无人机网络低能耗部署仍待深入研究。

因此，针对应急现场人员移动引发的通信网络覆盖率与定位精度下降，本研究聚焦无人机辅助的动态应急网络调整，提出了基于虚拟力模型的应急通导网络动态适配方案，保障移动场景下应急网络的稳定覆盖。具体而言，为了提升无人机基站在有限续航能量下的应急网络通导服务质量，本研究首先设计了通导能量效用指标，并以通导能量效用最大化为优化目标建模了应急通导网络优化部署问题；然后，为了在保障移动应急场景下通导需求的同时实现网络适配方案的高效快速输出，本研究设计了基于通信需求与定位需求的虚拟引力建模方案；在此基础上，为了规避山地等障碍物遮挡导致的强衰落非视距链路，本研究提出了非视距链路规避引力建模方案；进一步地，为了避免无人机与障碍物以及无人机之间发生碰撞进行了虚拟斥力建模，然后基于无人机所受合力方向与大小进行无人机部署位置优化。其中，针对无人机能量受限带来的网络节点失能和通导服务质量下降问题，本研究设计了无人机能量自适应的移动步长适配方案，在保障应急网络高效覆盖的前提下有效提升无人机节点的工作时间和通导能量效用，并支持秒级的动态位置调整方案快速输出。

5.2 系统模型

通导一体化场景需部署无人机实现对地面用户的通导服务支持。定义用户集合为 $U = \{1, 2, \dots, u, \dots, |U|\}$ 。假设所有用户位于水平面，需要应急网络提供通信与定位服务。定义用户 u 的坐标为 $\mathbf{u}_u = [x_u, y_u, 0]$ 。定义无人机集合为 $M = \{1, \dots, m, \dots, |M|\}$ 。定义无人机 m 的坐标为 $\mathbf{s}_m = [x_m, y_m, z_m]$ 。每架无人机可以在自身能力范围内提供通导服务。

对于应急通信覆盖，假定当无人机 m 为用户 u 间信噪比满足 $\gamma_{u,m} \geq \gamma_u^{th}$ 时，则可为用户 u 提供通信服务。同时，定义二元变量 $\alpha_{m,u}$ 表示无人机 m 是否为用户 u 提供通信服务，即

$$\alpha_{m,u} = \begin{cases} 1, & \text{若无人机 } m \text{ 为用户 } u \text{ 提供通信服务,} \\ 0, & \text{其他。} \end{cases} \quad (1-1)$$

对于应急定位，假定无人机间可通过卫星定位系统获得精确位置信息并进行时间同步校准。定义支撑地面用户达到目标定位精度所需的最小定位无人机数量为 L ，其中对于定位地面节点的二维坐标，至少需要三架无人机进行协同定位。定义二元变量 $\beta_{m,u}$ 表示无人机 m 是否为用户 u 提供定位服务，即

$$\beta_{m,u} = \begin{cases} 1, & \text{若无人机 } m \text{ 为用户 } u \text{ 提供定位服务,} \\ 0, & \text{其他。} \end{cases} \quad (1-2)$$

接下来，定义包含所有 L 架无人机的集合为 $K = \{C_1, \dots, C_k, \dots, C_K\}$ ，无人机定位子组总数为 K 。 C_k 为第 k 个无人机子组，表示为 $C_k = \{k_1, \dots, k_l, \dots, k_L\}$ ，其中 $k_i = 1, 2, \dots, |M|$ 表示无人机子组内的无人机编号。

为了利用有限的资源实现应急现场用户的高效覆盖，现有方案通常假定在已知用户位置集合 $\{\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_{|U|}\}$ 的前提下设计应急网络部署方案。然而，在实际应急部署过程中，地面用户的位置无法理想已知，需要通过定位网络获取存在误差的位置估计 $\{\hat{\mathbf{u}}_1, \hat{\mathbf{u}}_2, \dots, \hat{\mathbf{u}}_{|U|}\}$ 。

5.2.1 信道模型

无人机基站与用户之间的信号传输采用林区信道模型中的倾斜信道模型。在倾斜信道模型中，无人机基站与用户之间的总路径损耗由对数距离损耗、阴影衰落和林区中的额外损耗组成。定义第*i*个无人机与第*j*个用户之间的总路径损耗为 $L_{i,j}(dB)$ ，根据ITU-R Recommendation P.833-9有：

$$L_{i,j} = L_{i,j}^{FSPL} + 10\alpha \lg \left(\frac{d_{i,j}}{d_0} \right) + X_\sigma + L_{i,j}^{Slant}, \quad (1-3)$$

其中 d_0 为参考距离， X_σ 表征信道中阴影衰落的影响，服从均值为零、标准差为 σ 的高斯分布。

$L_{i,j}^{FSPL}$ 表示第*i*个无人机与第*j*个用户之间的自由空间路径损耗，可以表示为

$$L_{i,j}^{FSPL} = 20 \lg \left(\frac{4\pi f d_0}{c} \right), \quad (1-4)$$

其中， f 、 c 分别表示载波频率与光速。

$L_{i,j}^{Slant}$ 表示林区信道模型中的额外损耗，可以表示为：

$$L_{i,j}^{Slant} = A f^B d_{i,j}^C (\theta_{i,j} + E)^G, \quad (1-5)$$

其中， A 、 B 、 C 、 E 与 G 为环境参数， $\theta_{i,j}$ 是第*i*个无人机与第*j*个用户之间与地平面的夹角。

考虑到无人机和无人机之间通常在空中的开放空间进行通信，它们之间的信道主要由视距链路决定。因此，无人机之间的路径损耗使用自由空间路径损耗来建模[11]，即使用公式(5-4)。

当无人机与地面用户之间被山体遮挡时，对于微波频段的近距离跨山通信，散射传播损耗将显著增加使得接收信号可以忽略不计[12]。因此，本研究假定无人机和用户无法在山体遮挡的情况下进行通信，需要在完成非视距规避之后才能恢复通信。

5.2.2 定位模型

本研究采用以无人机基站为锚点的TDOA定位，并选取克拉美罗界(Cramer-Rao Lower Bound, CRLB)的迹作为评价定位基站在不同几何构型时定位性能优

劣的度量[13]。假定服务于位置 $\mathbf{p} = [p_x, p_y, p_z]$ 用户的定位无人机子组为第 k 个子组 $C_k = \{k_1, \dots, k_l, \dots, k_L\}$, 其中 $k_l = 1, 2, \dots, |M|$ 。用户到第 k_l 个无人机基站与第 k_1 个无人机基站的 TDOA 测量模型可以表示为 $d_{k_l, k_1} = d_{k_l} - d_{k_1} + n_{k_l, k_1}$, 其中 $d_{k_l} = \|\mathbf{s}_{k_l} - \mathbf{p}\|$ 为第 k 架无人机与用户的距离, n_{k_l, k_1} 为噪声导致的距离误差。

基于上述模型, 克拉美罗界的迹可以表示为 $J = \text{tr}(CRLB) = \text{tr}(\mathbf{F}^{-1})$, 其中 $\mathbf{F}^{-1} = (\mathbf{Q}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{Q})^{-1}$, $\mathbf{R} = \text{cov}(\mathbf{e} \cdot \mathbf{e}^T)$ 为测距误差的协方差矩阵, \mathbf{Q} 为包含无人机基站及目标位置的矩阵, 表示为:

$$\mathbf{Q} = \begin{bmatrix} \frac{(\mathbf{p} - \mathbf{s}_{k_2})}{\|\mathbf{p} - \mathbf{s}_{k_2}\|} - \frac{(\mathbf{p} - \mathbf{s}_{k_1})}{\|\mathbf{p} - \mathbf{s}_{k_1}\|} \\ \frac{(\mathbf{p} - \mathbf{s}_{k_3})}{\|\mathbf{p} - \mathbf{s}_{k_3}\|} - \frac{(\mathbf{p} - \mathbf{s}_{k_1})}{\|\mathbf{p} - \mathbf{s}_{k_1}\|} \\ \vdots \\ \frac{(\mathbf{p} - \mathbf{s}_{k_L})}{\|\mathbf{p} - \mathbf{s}_{k_L}\|} - \frac{(\mathbf{p} - \mathbf{s}_{k_1})}{\|\mathbf{p} - \mathbf{s}_{k_1}\|} \end{bmatrix} \quad (1-6)$$

定义位于 \mathbf{u}_u 的用户 u 的克拉美罗界的迹为 J_u , 本研究使用所有用户的平均克拉美罗界的迹 $J_{mean} = \frac{1}{|U|} \sum_{u=1}^{|U|} J_u$ 评价定位网络部署算法的整体性能。

5.2.3 无人机能耗模型

无人机的能量消耗主要包括三部分: (1) 支持无人机飞行到部署位置的推动能量 (propulsion energy), (2) 支持内容传输的通信能量以及 (3) 执行任务时的悬停能量。由于无人机在执行任务过程中所产生的通信与定位信号传输能耗与飞行能耗相比可以忽略不计, 因此本研究重点关注无人机的飞行能耗。

具有速度 V 的旋翼无人机的移动能量可以表示为[15]:

$$E^P = P_0 \left(1 + \frac{3V^3}{U^2} \right) + P_1 \left(\left(1 + \frac{V^4}{4v_r^4} \right)^{\frac{1}{2}} - \frac{V^2}{2v_r^2} \right)^{\frac{1}{2}} + \frac{1}{2} AV^3 \quad (1-7)$$

其中， P_0, P_1, U, v_r 以及 A 是与无人机重量、机翼面积、空气密度等相关的常数参数。

此外，当无人机的速度为 0，上式即表示无人机的悬停功耗。因此结合 E^P 表达式，代入 $V = 0$ ，无人机的悬停能耗可以表示为：

$$E^H = P_0 + P_1 \quad (1-8)$$

5.3 问题建模

保障灾害现场应急网络的稳定拓扑结构是应急现场指挥需要考虑的重要因素之一。由于无人机的有限续航，不合理的飞行调度将导致部分无人机提前耗尽能量而退出网络，致使整个拓扑需要重新调整，同时也将加快剩余无人机的能量消耗。因此，不同于当前通常面向最大化通信或定位服务质量的无人机网络部署方案，本研究进一步在优化通信和定位服务质量的同时在优化目标中考虑提升整体网络的平均剩余能耗，支持更为长效的通导网络覆盖。

将应急通导网络的调度过程分为 T 个时段，集合表示为 $T = \{1, \dots, t, \dots, T\}$ 。由于飞行能力限制，无人机 m 在相邻两次部署的移动距离需小于最大值 d_m^{\max} ，即：

$$\|\mathbf{s}_m(t) - \mathbf{s}_m(t-1)\| \leq d_m^{\max}. \quad (1-9)$$

同时，在任意时刻 t ，无人机间的距离需不小于安全距离 d_r^{th} ，表示为：

$$\|\mathbf{s}_m(t) - \mathbf{s}_n(t)\| \geq d_r^{\text{th}}. \quad (1-10)$$

对于地面用户，假定其在一定范围的受灾区域内进行移动，并使用布朗运动来描述用户的移动轨迹[16]。由于地面用户的移动速度有限，用户 u 在任一时段内移动距离需小于最大值 l_u^{\max} ，即：

$$\|\mathbf{u}_m(t) - \mathbf{u}_m(t-1)\| \leq l_u^{\max}. \quad (1-11)$$

本研究使用所有用户在时段 t 的平均定位性能 $J_{mean}(t) = \frac{1}{|\mathcal{U}|} \sum_{u=1}^{|\mathcal{U}|} J_u(t)$ 表征定位网络的整体性能；使用所有用户在时段 t 的平均可达通信速率

$R_{mean}(t) = \frac{1}{|U|} \sum_{u=1}^{|U|} \sum_{m=1}^{|M|} \alpha_{u,m} R_{u,m}(t)$ 表征通信网络的整体性能，其中

$R_{u,m}(t) = \log_2(1 + \gamma_{u,m})$ ；使用所有无人机在时段 t 的平均能量消耗比例

$E_{mean}^{ratio}(t) = \frac{1}{|M|} \sum_{m=1}^{|M|} \frac{E_m^{cost}(t)}{E_m^{total}}$ 表征网络在时段 t 的能量消耗水平。

为了使相同能耗水平下可以产生的更优通信和定位性能，本研究创新性地提出了单位电池能量比例消耗下的通导效用指标，即通导性能加权差除以相应的能量消耗百分比。由于定位误差越小代表定位性能越好，因此在定位误差项前面使用负号。本研究的目标时以最大化服务时间内单位能量消耗下的通信与定位效用为优化目标，以通导服务需求、飞行安全距离和能耗为约束条件，联合优化无人机部署位置以及无人机与通导用户关联，该通导一体化低能耗部署问题建模为：

$$P_1 : \max_{\{\mathbf{s}_m(t)\}, \{\alpha_{u,m}(t)\}, \{\beta_{u,m}(t)\}} \sum_{t=1}^T \frac{(R_{mean}(t) - \kappa J_{mean}(t))}{E_{mean}^{ratio}(t)} \quad (1-12)$$

$$s.t. \sum_{m \in M} \alpha_{m,u}(t) \geq 1, \forall u \in U, \forall t \in T, \quad (a)$$

$$\sum_{m \in M} \beta_{m,u}(t) \geq L, \forall u \in U, \forall t \in T, \quad (b)$$

$$0 \leq E_m^{res}(t) \leq E_m^{total}, \forall m \in M, \forall t \in T, \quad (c)$$

$$\|\mathbf{s}_m(t) - \mathbf{s}_m(t-1)\| \leq d_m^{\max}, \forall t \in T, \quad (d)$$

$$\|\mathbf{s}_m(t) - \mathbf{s}_n(t)\| \geq d_r^{\text{th}}, \forall m, n \in M, m \neq n, \forall t \in T, \quad (e)$$

$$\|\mathbf{s}_m(t) - \mathbf{o}(t)\| \geq d_o^{\text{th}}, \forall m \in M, \forall t \in T, \quad (f)$$

$$\|\mathbf{u}_m(t) - \mathbf{u}_m(t-1)\| \leq l_u^{\max}, \forall u \in U, \forall t \in T, \quad (g)$$

$$x_u(t) \in [-L_x, L_x], y_u(t) \in [-L_y, L_y], \forall u \in U, \forall t \in T, \quad (h)$$

其中， κ 用于平衡优化目标中定位性能与通信性能的权重，约束条件(a)表示至少有一架无人机为用户提供通信网络接入，定义 idx 为无人机到用户 u 的信噪比集合 $\{\gamma_{1,u}(t), \dots, \gamma_{|M|,u}(t)\}$ 中最大值元素的序号，则当 $\gamma_{\text{idx},u}(t) \geq \gamma_u^{\text{th}}$ 时， $\alpha_{\text{idx},u}(t) = 1, \forall u \in U$ ；约束条件(b)表示至少有 L 架无人机为用户提供定位服务；约

束条件(c)限定了无人机的能耗范围，其中 E_m^{total} 表示第 m 架无人机的总能量；约束条件(d)表示无人机的飞行能量约束，相邻两时刻部署的间隔距离应小于最大值 d_m^{\max} ；约束条件(e)表示任意时刻任意两架无人机的距离需要大于安全距离 d_r^{th} ，以防发生碰撞；约束条件(f)表示任意时刻无人机与障碍物之间的距离需要大于安全避障距离 d_o^{th} ；约束条件(g)表征了地面用户有限时间内的移动能力约束；约束条件(h)表征了用户的活动范围。

5.4 面向用户初始位置获取的网络部署

在缺乏用户的位置情况下，难以基于无线信道模型和测距误差模型衡量部署效果的好坏，使得无法直接基于问题 P_1 的目标函数来求解无人机的优化部署结果。在实际应急救援中常面临卫星拒止的状况，使得无法通过卫星定位网络及时获取地面用户准确位置，而用户位置信息的缺乏将限制有限应急资源下的网络覆盖率和服务质量，亟需搭建临时应急定位网络为高效应急网络部署提供位置参考。因此，本章首先研究面向区域定位精度优化的网络部署，以为后续网络高效调度提供先验位置信息，并将部署过程分为区域定位阶段以及通导联合部署阶段。在区域定位阶段，优化目标是最大化区域定位精度，以获得相对准确的地面用户位置信息 $\{\hat{\mathbf{u}}_1, \hat{\mathbf{u}}_2, \dots, \hat{\mathbf{u}}_{|\mathcal{U}|}\}$ 并提供给下一阶段。因此该问题可以表示为：

$$P_2 : \min_{\mathbf{s}_1, \mathbf{s}_2, \dots, \mathbf{s}_{|\mathcal{M}|}} J_{\text{region}}(t=1) \quad (1-13)$$

$$\text{s.t. } \|\mathbf{s}_m(t=1) - \mathbf{s}_n(t=1)\| \geq d_r^{\text{th}}, \forall m, n \in \mathcal{M}, m \neq n, \quad (a)$$

$$J_{\text{region}}(t=1) = \frac{1}{N_s} \sum_{k=1}^{N_s} \text{tr}(CRLB_{\mathbf{p}_k}(t=1)), \quad (b)$$

$$x_u(t=1) \in [-L_x, L_x], y_u(t=1) \in [-L_y, L_y], \forall u \in \mathcal{U}, \quad (c)$$

由于缺乏用户位置的先验信息，假定用户均匀分布于应急区域，并将应急区域均匀离散化为 N_s 个采样点，其中第 k 个采样点的位置为 \mathbf{p}_k ， $J_{\text{region}}(t=1)$ 为区域平均定位精度。

上述部署问题是非凸非线性优化问题。遗传算法（Genetic Algorithm, GA）

被广泛用于寻找非线性目标函数的最小值或最大值，然而传统遗传算法仍存在编解码复杂、收敛速度慢、容易陷入局部最优点等问题。针对上述不足，本研究设计了一种改进的遗传算法（Elite-oriented GA, E-GA）。首先，采用实数编码，将无人机的部署位置编码为基因，即 $X = \{s_1(t=1), s_2(t=1), \dots, s_{|M|}(t=1)\}$ ，代替基因片段较长的二进制编码。其次，在染色体进化过程中加入方向性，将最佳个体视为精英，如果当前染色体的适应度不如精英个体，则对该染色体执行以下操作：

$$X_i^g = X_i^g + \text{rand} \times (X_{\text{elite}} - X_i^g) \quad (1-14)$$

其中 X_i^g 是第 g 代中的第 i 个染色体， X_{elite} 是精英个体，rand 是 0 到 1 之间的随机数。此外，为了降低算法陷入局部最优的概率，本研究将采样一个新的个体替换种群中最差的个体。

在此基础上，将 J_{region} 作为在满足约束条件的前提下评价基因性能好坏的适应度函数，算法的优化目标是求解部署区域中是区域定位精度最优的无人机部署位置。算法 5-1 描述了 E-GA 的详细过程。

算法 5-1 增强型遗传算法 E-GA

输入：基因数量 N , 最大迭代次数 N_g , 区域离散化采样点位置集合 $\{p_k\}$

输出：无人机部署位置

- 1: **初始化：**
- 2: 初始化种群并计算适应度每条基因对于的 J_{region}
- 3: 记录适应度最高的个体 X_{optimal} ，作为最优个体
- 4: **迭代($i \leq \text{iteration}$):**
- 5: 根据式(5-14)使染色体向最优个体的方向进化，更新种群及适应度
- 6: 应用锦标赛选择来选择下一代的双亲
- 7: 将交叉操作应用于选定的双亲，以产生仍然可行的子代种群
- 8: 将突变应用于新产生的种群，并用新的个体替换最差的个体

9: 计算种群适应度并更新最优个体 $X_{optimal}$
 10: 迭代结束
 11: 根据最优个体 $X_{optimal}$ 输出无人机部署结果
 $\{s_1(t=1), s_2(t=1), \dots, s_{|M|}(t=1)\}$

第一阶段部署完成后，可以采用面向 TDOA 定位的最小二乘法[18]对区域内的用户进行定位，得到用户的位置估计 $\{\hat{u}_1, \hat{u}_2, \dots, \hat{u}_{|\mathcal{U}|}\}$ 。

5.5 基于虚拟力模型的通导网络部署

在获得用户位置的初始估计之后，由于问题 P_1 仍是非凸非线性优化问题，且需要在优化目标中最大化所有服务时间的无人机平均剩余能耗与用户通导性能加权和的乘积，使得求解复杂度极高，难以满足应急场景下的快速求解与高效调度需求。因此，本研究首先将通导网络部署的优化目标简化为最大化当下时刻的无人机平均剩余能耗与通导性能加权和，即将求解全局最优的方案转化为求解局部最优的方案，以应对应急场景下的高时效需求，相应的优化问题可以表示为：

$$\begin{aligned}
 P_3 : \max_{\{s_m(t)\}, \{\alpha_{u,m}(t)\}, \{\beta_{u,m}(t)\}} & \frac{(R_{mean}(t) + \kappa J_{mean}(t))}{E_{mean}^{ratio}(t)} \\
 \text{s.t. (5-12) (a)-(h)} &
 \end{aligned} \tag{1-15}$$

对于上述问题，传统的应急网络部署算法[10] [21]通常采用基于启发式算法的集中式求解方法，这些算法通常需要生成大量随机样本并择优迭代，同时需要通过匹配将前后部署位置进行时间上的移动轨迹关联，在实际应用中通常面临着计算复杂度高和空间连续性差等问题，难以满足应急现场临时无人机网络快速高能效部署的需求。为了实现应急网络的高效部署，本研究设计了基于虚拟力算法的通导网络部署方案。基本思想是通过将通信需求和定位需求建模为虚拟引力，构造目标方位的引力场和障碍物周围的斥力场共同作用的虚拟力场，搜索势函数的下降方向来寻找最优路径，使基站可以沿虚拟斥力和虚拟引力的合力方向动态调整位置，并结合无人机的剩余能耗自适应调整移动步长。

由于待救援区域的用户位置通常是未知的，本研究设计的虚拟力模型首先基于面向区域定位精度最大化的网络部署方案获取地面用户的位置信息。在此基础上，为了实现通导一体化的应急网络覆盖，本研究将每个无人机基站和背负式基站的运动建模为 5 种虚拟力的影响：1) 用户对基站的虚拟通信引力，该引力将吸引基站向用户分布更密集的区域靠拢，从而达到负载均衡的目的；2) 基站的非视距链路规避引力，该引力将吸引基站向可以规避非视距链路的位置移动，从而提升无线链路质量；3) 用户对基站的虚拟定位引力，该引力将吸引定位子组中的基站向定位误差方向减小的方向移动，从而达到提示定位精度的目的；4) 基站之间的虚拟斥力，该斥力可以避免无人机之间的相对距离过近带来碰撞等安全问题，同时能够在运动调整的过程中避免基站的覆盖范围有较大重叠浪费；5) 基站与障碍物之间的虚拟斥力，该斥力可以避免基站与障碍物碰撞。在应急网络适配过程中，无人机基站和背负式基站会受到四种虚拟力的影响自适应调整水平部署位置。

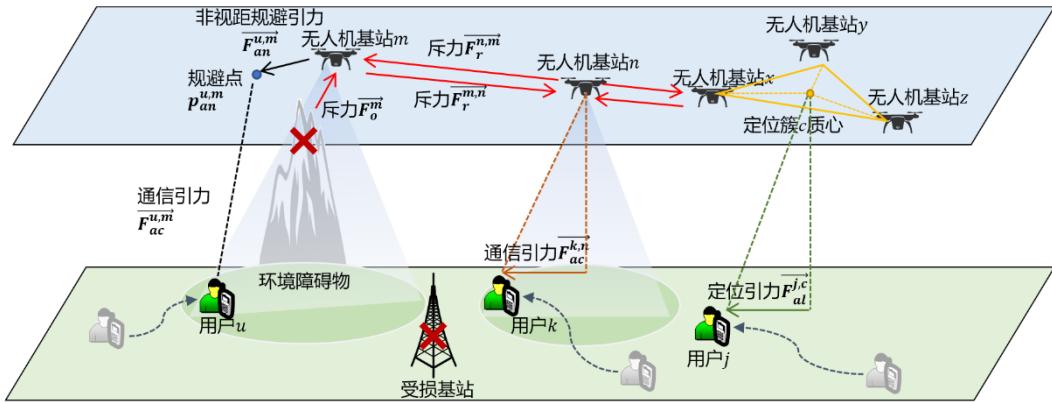


图 5-1 面向动态移动场景基于虚拟力模型的无人机部署

如图 5-1 所示，虚拟通信引力的作用是将无人机牵引向用户设备以保障通信服务质量，该力的设计主要对应于优化目标中的通信速率优化以及通信阈值约束。受库仑力的设计的启发，将通信引力大小建模为与距离的平方成反比，并且方向为从基站位置指向用户位置。具体而言，无人机基站 m 受到用户 k 的虚拟通信引力表征如下：

$$\overrightarrow{\mathbf{F}_{ac}^{k,m}} = \frac{K_a^C \times \max(\gamma_{k,m} - \gamma_k^h, 0)}{\|\hat{\mathbf{u}}_k' - \mathbf{s}_m'\|^2}, \quad (1-16)$$

其中 $\gamma_{k,m}$ 为无人机 m 与用户 k 间的信噪比, γ_k^* 为用户 k 的可以通信的信噪比阈值, A_m 为无人机基站 m 服务的用户集合, K_a^c 为通信引力系数, $\hat{\mathbf{u}}_k'$ 为用户 k 定位结果对应的二维平面位置, \mathbf{s}'_m 为无人机基站 m 对应的二维平面位置。

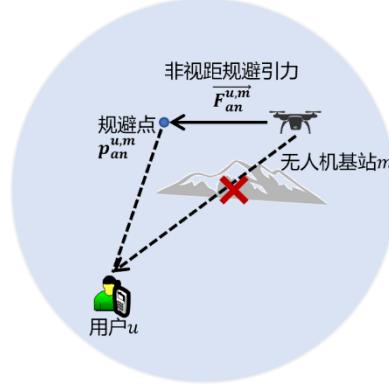


图 5-2 非视距规避引力示意图

当存在山体等严重遮挡时, 指向用户方向的引力难以带来信号传输质量的显著提升, 此时需要通过规避非视距链路来提升地面用户的服务质量。因此, 本研究提出了非视距规避引力。如图 5-2 所示, 虚拟非视距规避引力的作用是将无人机牵引至可以向地面用户提供视距链路的位置。结合应急现场的地图信息或者前期的无线环境感知等手段, 可以获得能够向所服务的用户集合提供视距链路的位置, 因此本研究假定对于非视距联通下的无人机基站 m 对于所服务的用户集合可以获取其非视距链路规避点的位置 \mathbf{p}_{an}^m 。由于非视距链路规避的优先级较高, 将非视距规避引力大小建模为与非视距规避点到基站的距离成正比, 并且方向为从基站位置指向非视距规避点位置。具体而言, 无人机基站 m 受到所服务用户的虚拟非视距规避引力表征如下:

$$\overrightarrow{\mathbf{F}}_{an}^m = K_a^N \times \|\mathbf{p}_{an}^m - \mathbf{s}'_m\| \times \eta_m, \quad (1-17)$$

其中 η_m 表征无人机 m 与所服务的用户之间是否存在非视距链路, K_a^N 为非视距规避引力系数, \mathbf{p}_{an}^m 为基站 m 的非视距规避点的二维平面位置, \mathbf{s}'_m 为无人机基站 m 对应的二维平面位置。

算法 5-2 中给出了当无人机基站 m 与所服务的用户集合之间存在非视距链路时, 当障碍物对可以投影为一条线段时, 如何结合无人机的当前位置 \mathbf{s}'_m 、用户

位置结合 $\{\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_{|\mathbf{U}_m|}\}$ 和障碍物位置求取非视距规避位置。所设计算法的总体思想根据从无人机的当前位置，向经过用户与障碍物端点的直线引出垂线求出垂足位置，并将垂足位置加入潜在位置集合 F ，以尽量降低无人机飞往非视距规避位置的距离。然后，从潜在位置集合 F 中筛选出与无人机所服务的用户不存在非视距链路的位置集合 P ，并从中选取所需移动距离最短的点作为非视距规避点。图 5-3 展示了当障碍物两侧都存在用户，且无人机与障碍物右侧的两个用户的链路被阻隔为非视距时，通过算法 5-2 求取的非视距链路规避位置。从图 5-3 可以看到，非视距链路规避位置在保持和原有视距用户链路连接的同时，可以实现与障碍物右侧两个用户的非视距链路规避。

算法 5-2 非视距规避位置求解算法

输入: 无人机 m 的初始位置 \mathbf{s}'_m ，无人机 m 服务用户集合的位置 $\{\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_{|\mathbf{U}_m|}\}$ ，障碍物起点和终点位置 $\{\mathbf{o}_1, \mathbf{o}_2\}$

输出: 无人机 m 的非视距规避位置 \mathbf{p}_{an}^m

1: **初始化:**

2: 初始化无人机的潜在位置集合 F 和可行位置集合 P 为空集。

3: **迭代($i \leq |\mathbf{U}_m|, j \leq 2$):**

4: 对于 $\{\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_{|\mathbf{U}_m|}\}$ 中的每一个用户位置 \mathbf{u}_i 和障碍物的端点 \mathbf{o}_j ，计算穿过 \mathbf{u}_i 和 \mathbf{o}_j 的直线到无人机最近的点 $\mathbf{p}_{i,j}$ ，并将其放入集合 F 。其中 $\mathbf{p}_{i,j}$ 可以通过点到直

$$\mathbf{p}_{i,j} = \mathbf{o}_j + \frac{(\mathbf{s}'_m - \mathbf{o}_j) \cdot (\mathbf{u}_i - \mathbf{o}_j)}{\|\mathbf{u}_i - \mathbf{o}_j\|^2} \cdot (\mathbf{u}_i - \mathbf{o}_j)$$

5: 对于 F 中的每一个位置 $\mathbf{p}_{i,j}$ ，计算穿过 \mathbf{u}_i 和 $\mathbf{p}_{i,j}$ 的直线是否与障碍物 $\{\mathbf{o}_1, \mathbf{o}_2\}$ 相交，即是否存在非视距路径。如果不存在相交，则将该位置加入可行位置集合 P 。

6: **迭代结束**

7: 从可行位置集合 P 中选取距离 \mathbf{s}'_m 最近的位置作为 \mathbf{p}_{an}^m 。

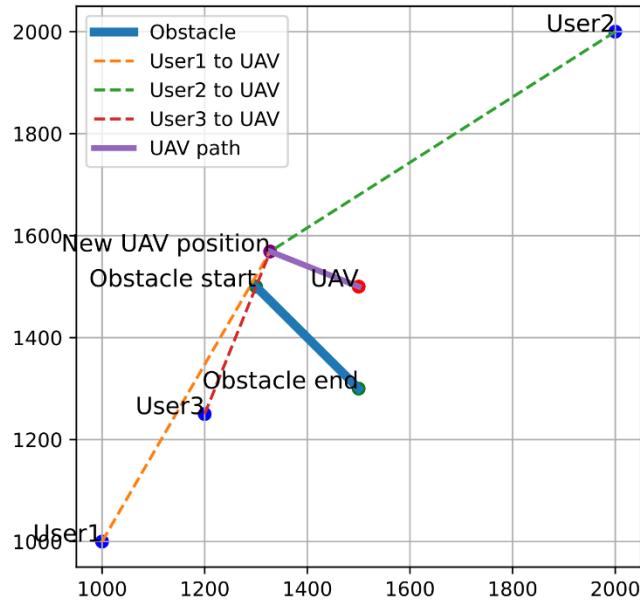


图 5-3 非视距规避位置效果图

不同于虚拟通信引力是无人机基站与用户两个节点之间的作用力，由于使用三架及以上的无人机才能实现对地面节点的定位，定位虚拟引力相应的是一组无人机与待定位节点之间的作用力，该力的设计主要对应于优化目标中的定位误差优化与相应的定位约束条件。文献[20]中展示了，对于采用 TDOA 的三个定位锚节点的情况，待定位节点定位误差的克拉美罗界（Cramer-Rao Lower Bound, CRLB）随着向锚节点质心位置的趋近而降低。因此，本研究面向 TDOA 的定位方式，使定位引力的大小与待定位节点到质心的距离成反比，并将用户 u 对第 k 个定位无人机子组 C_k 中的 k_i 无人机的虚拟定位引力表征如下：

$$\overrightarrow{\mathbf{F}_{al}^{u,k_i}} = \frac{K_a^L \times \max(\varepsilon_u^{th} - \varepsilon_{k,m}, 0)}{\|\hat{\mathbf{u}}'_u - \mathbf{c}_k\|^2} \quad (1-18)$$

其中 $\varepsilon_{k,m}$ 为第 k 个定位无人机子组对第 m 个用户的克拉美罗界， ε_u^{th} 为用户 u 期望的定位克拉美罗界， K_a^L 为定位引力系数，第 k 个定位无人机子组 C_k 在二维平面的质心位置为 $\mathbf{c}_k = \frac{1}{|C_k|} \sum_{i \in C_k} \mathbf{s}'_{k,i}$ 。

在虚拟引力的作用下，所有无人机基站将向着用户聚集，用户分布密集的区域可能会分布大量基站，基站之间的间距可能会非常小甚至相撞，同时产生冗余

覆盖，在同一区域形成基站聚集的现象。因此，需要设计基站间的排斥力，该斥力能够使基站之间保持合适的间距，也能防止无人机在飞行部署过程中发生碰撞，该斥力的设计主要对应于无人机之间的防碰撞约束。为了确保基站不会过度聚集在一个区域带来碰撞等安全性问题，设置基站间的最小相对距离为阈值 d_r^{th} ，设置的间距阈值不能超过基站之间的通信距离。如果两个相邻的可运动基站 m 、 n 之间的距离小于阈值 d_r^{th} ，基站 m 将与该邻居基站 n 产生虚拟斥力 $\overrightarrow{F_r^{m,n}}$ ，斥力 $\overrightarrow{F_r^{m,n}}$ 的计算公式如下：

$$\overrightarrow{F_r^{m,n}} = \overrightarrow{K_r \times \min(d_r^{th} - \|\mathbf{s}'_n - \mathbf{s}'_m\|, 0)}, \quad (1-19)$$

其中， K_r 为斥力系数，防碰撞的优先级高于其他一切覆盖、连通等需求，因此 K_r 大于其他所有系数，当基站间距离小于间距阈值 d_r^{th} 时，斥力将使运动基站会相互远离。在该虚拟斥力的作用下，基站会顺着二者连线并向着远离的方向移动。如果两个基站间的水平相对距离超过阈值距离 d_r^{th} ，则不会产生影响二者移动的虚拟斥力。

当部署区域存在障碍（树林、山峰等），应急基站需要与障碍保持安全距离。在基站 m 的移动过程中，如果与障碍物 \mathbf{o}_i 的相对距离小于预先设置的安全距离 d_o^{th} ，基站 m 将会受到斥力 $\overrightarrow{F_o^{m,j}}$ 作用，该斥力的设计主要对应于无人机的避撞约束，具体如下：

$$\overrightarrow{F_o^{m,j}} = \overrightarrow{K_r \times \min(d_o^{th} - \|\mathbf{s}'_m - \mathbf{o}_i\|, 0)}, \quad (1-20)$$

其中， $\overrightarrow{F_o^{m,j}}$ 障碍斥力方向由障碍物 \mathbf{o}_j 指向作用的基站 m ， \mathbf{o}_i 表示障碍物 $j \in O = \{1, 2, \dots, |O|\}$ (待改为 i, 下同)的位置，其他参数意义同基站间斥力 $\overrightarrow{F_r}$ 一致。

无人机基站 m 的虚拟合力将由以上五种虚拟力共同影响决定，即：

$$\overrightarrow{\mathbf{F}^m} = \sum_{u \in U} \overrightarrow{\alpha_{u,m} \times \mathbf{F}_{ac}^{u,m}} + \sum_{u \in U} \overrightarrow{\beta_{u,m} \times \mathbf{F}_{al}^{u,k_i}} + \sum_{n \in M, n \neq m} \overrightarrow{\mathbf{F}_r^{n,m}} + \overrightarrow{\mathbf{F}_{an}^m} + \sum_{o \in O} \overrightarrow{\mathbf{F}_o^{m,j}}. \quad (1-21)$$

其中，对于初始时刻 $t=1$ 的无人机与用户的通信匹配关系 $\{\alpha_{u,m}(t=1)\}$ ，定义 idx 为无人机到用户 u 的信噪比集合 $\{\gamma_{1,u}(t), \dots, \gamma_{|M|,u}(t)\}$ 中最大值元素的序号，当 $\gamma_{\text{idx},u}(t) \geq \gamma_u^{th}$ 时， $\alpha_{\text{idx},u}(t) = 1, \forall u \in U$ ；对于因为非视距遮挡导致没有无人机到用户 u 的信噪比高于 γ_u^{th} 的情况，将选取距离用户 u 最近的无人机对其提供服务并进行

非视距规避。对于之后时刻 $t > 1$ 的无人机与通信用户匹配关系 $\{\alpha_{u,m}(t)\}$, 首先检查上一时刻的匹配 $\{\alpha_{u,m}(t-1)\}$ 关系中所有用户 $u \in U$ 与所匹配的无人机之间信噪比是否仍大于信噪比阈值 γ_u^h , 对于满足的用户, 则保留原有的匹配关系; 对于不满足的用户, 则重新匹配所连接的无人机, 即从信噪比集合 $\{\gamma_{1,u}(t), \dots, \gamma_{|M|,u}(t)\}$ 中选取最大值元素的序号 idx , 如果 $\gamma_{\text{idx},u}(t) \geq \gamma_u^h$, 则 $\alpha_{\text{idx},u}(t) = 1$; 对于因为非视距遮挡导致没有无人机到用户 u 的信噪比高于 γ_u^h 的情况, 仍选取上一时刻正在对该用户进行非视距规避的无人机为其提供服务。

对于无人机与用户的定位匹配关系 $\{\beta_{u,m}(t)\}$, 给定用户 $u \in U$, 根据其所有未被障碍物遮挡阻隔的无人机构建定位子组的集合 $K_u = \{C_{u,1}, \dots, C_{u,k}, \dots, C_{u,K_u}\}$, 从中选取在用户位置定位误差的 CRLB 最小的子组 $C_{u,best}$ 为用户 u 提供定位服务, 并将相应子组中的无人机与用户 u 的匹配关系置 1, 即 $\beta_{m,u}(t) = 1, \forall m \in C_{u,best}$ 。

进一步, 将牛顿第二定律与虚拟力模型结合使用, 以建模基站在虚拟势力作用下的移动, 即将移动距离表征未、为,

$$\overrightarrow{\Delta v_m} = \overrightarrow{F_m} \cdot \frac{\Delta t}{mass} = \overrightarrow{F_m} \cdot \Delta t, \quad (1-22)$$

其中 $mass$ 为质量常数, 这里假定为 1。定义无人机基站 m 在单位时间内的最大移动距离为 d_m^{\max} , 本研究使用 $\arctan(\cdot)$ 将速度范围归一化。为了保障网络整体的稳定服务时间, 避免某些无人机节点提前耗尽能量导致整体网络不稳定, 本研究在移动过程中加入剩余能量的考虑, 具体建模如下:

$$\overrightarrow{\Delta v^m} = \arctan \left| \overrightarrow{F^m} \right| \times \frac{2}{\pi} \times d_m^{\max} \times \frac{\overrightarrow{F^m}}{\left| \overrightarrow{F^m} \right|} \times \frac{E_m^{\text{rest}}}{E_m^{\text{total}}}. \quad (1-23)$$

该移动步长的设计主要对应于优化目标中的无人机剩余能耗优化。因此, 给定 t 时刻无人机 m 的坐标 s'_m , 无人机 m 在 $t+1$ 时刻更新后的位置为:

$$\mathbf{s}_m^{t+1} = \mathbf{s}_m^t + \overrightarrow{\Delta v^m}. \quad (1-24)$$

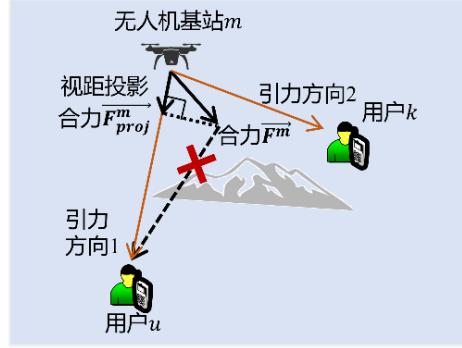


图 5-4 面向非视距规避的合力投影示意图

需要注意的是，非视距规避引力在无人机到达非视距规避位置之后将会置零。此时，非视距规避引力之外的合力占据主导地位可能会使基站再次回到非视距区域。具体而言，如图 5-4 所示，对于障碍物两侧都存在无人机基站要服务的用户的情况，无人机所受的通信引力等力的合力可能会指向非视距区域，使得无人机再次回到非视距区域，进而在视距和非视距的交界处循环往复。针对上述情况，本研究进一步设计了视距投影合力，通过将无人机所受合力向视距方向投影来避免无人机再次进入非视距区域。假定无人机基站 m 位于 \mathbf{s}_m^t ，即将变为非视距链路的用户 u 位于 \mathbf{u}_u^t ，无人机当前所受合力为 $\overrightarrow{\mathbf{F}^m}$ ，则无人机基站 m 的视距投影合力 $\overrightarrow{\mathbf{F}_{proj}^m}$ 可以通过如下公式计算：

$$\overrightarrow{\mathbf{F}_{proj}^m} = \frac{\overrightarrow{\mathbf{F}^m} \cdot \overrightarrow{\mathbf{u}_u^t - \mathbf{s}_m^t}}{\|\overrightarrow{\mathbf{u}_u^t - \mathbf{s}_m^t}\|^2} \overrightarrow{\mathbf{u}_u^t - \mathbf{s}_m^t}. \quad (1-25)$$

对于卫星定位服务可用的场景，应急用户不再需要无人机网络提供定位功能，可以通过将虚拟定位引力大小设置为 0，进而支撑面向通信需求的低复杂度高能效动态应急网络适配。

在根据用户位置变化动态适配基站位置的基础上，虚拟力算法也可以用于求解满足地面用户通导需求的最小基站数量。具体而言，通过虚拟力算法来指导基站的初始部署问题可分为如下两个阶段：基于地面用户位置和预设初始无人机数量 N_{init} ，随机放置 $N_{min} = N_{init}$ 个无人机作为初始状态；根据虚拟力算法进行位置更新迭代，对 N_{min} 架无人机根据用户分布及邻近基站状态计算虚拟力并实时更新位置。如果该初始部署经过 δ_{max} 次位置更新迭代后仍不能满足应急网络覆盖需求，证明 N_{min} 架无人机无法满足覆盖需求，因此增加无人机数量为 $N_{min} = N_{min} + 1$ ，并

重复上述操作，直至无人机和地面基站可以覆盖所有用户，此时得到所需部署无人机的最小数量以及无人机的部署位置。

5.6 仿真结果与性能分析

5.6.1 仿真设置

仿真基于 Python3.7 平台进行。仿真中的主要参数设计如下表所示，其中用户分布和无人机的部署范围为 $3\text{km} \times 3\text{km}$ 大小区域。

表格 5-1 仿真参数表

参数	符号	数值
用户区域		$[-1500\text{m}, 1500\text{m}] \times [-1500\text{m}, 1500\text{m}]$
障碍物位置		$[-1030\text{m}, -400\text{m}] \times [-470\text{m}, -450\text{m}]$
载波频率	f	1.4GHz
无人机发射功率	p	26dBm
FSPL 参考距离	d_0	1m
无人机飞行高度	h	200m
SNR 阈值	γ_u^{th}	5 dB
林区倾斜信道参数	A, C, E, G, H	0.25、0.39、0.25、0、0.05
路径损耗因子	α	3.5
阴影衰落标准差	σ	6
通信、定位引力因子	K_a^C, K_a^L	1×10^4
非视距规避引力因子	K_a^N	1×10^6
斥力因子	K_r	1000

5.6.2 存在非视距遮挡的通导耦合场景仿真结果分析

在卫星拒止的复杂场景下，应急无人机网络需要能为地面用户同时提供通信与定位服务，同时尽量规避非视距链路并保障应急网络的长效覆盖。本研究将所提出的高能效通导耦合（Energy-Efficient Integrated Communication-Localization, EF-ICL）虚拟力算法与以下两种方案在通导能效、算法执行时间、通信性能、定位性能与能耗方面进行了对比：

- Max-RL算法[10]: 该算法以最大化剩余网络能耗为优化目标，在通信与定位性能的约束下，基于遗传算法对网络部署位置进行动态调整。
- NEF-ICL（No Energy-Efficient Integrated Communication-Localization, NEF-ICL）虚拟力算法：为了展示EF-ICL算法从不同层面带来的提升，本研究将未进行飞行能耗优化的通导耦合算法虚拟力作为对比方案之一。尽管参考文献[23]设计了面向通信覆盖增强的虚拟力部署方案，但该方案中缺少非视距规避以及信道模型设配，同时未考虑定位需求与能耗优化。为了保障性能对比的公平性，本研究设计了NEF-ICL虚拟力算法作为对比方案，该算法融入了定位虚拟力与非视距规避虚拟力等设计。

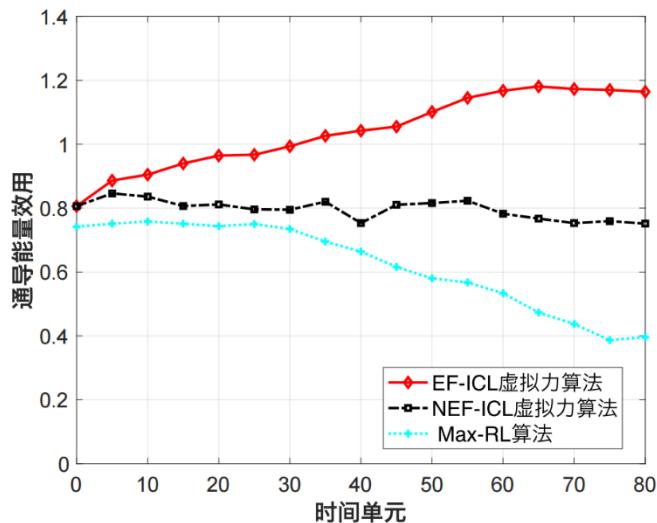


图 5-5 不同方案的通导能量效用对比

图 5-5 展示了在用户移动的过程中基于 EF-ICL 虚拟力算法、NEF-ICL 虚拟力算法以及 Max-RL 算法的应急无人机网络适配方案的通导能量效用变化。该通导能量效用的含义为，无人机每消耗百分之一的能量所带来的通信性能和定位性能加权和，其中通信性能（即传输速率）和定位性能（即 CRLB 迹的均值）分别进行了归一化处理以消除量纲。在图中，红色线条描绘了本研究提出的 EF-ICL 虚拟力算法在用户移动过程中的通导能量效用变化，蓝色线条则表现了 Max-RL

算法的相应变化，而黑色线条则代表了 NEF-ICL 虚拟力算法的通导能量效用变化。从图 5-5 中可以明显观察到，相较于其他两种算法，本研究提出的 EF-ICL 虚拟力算法能够实现最高的通导能量效用。这主要得益于两个方面的因素。首先，本研究提出的高能效设计策略能够有效提高基于无人机基站的应急网络的工作时间。其次，相较于基于遗传算法的动态网络调整方案，EF-ICL 虚拟力算法在求解过程中保持了空间连续性，因此在飞行过程中基站移动距离较短，相应的移动能耗也较小。上述特性使得 EF-ICL 虚拟力算法在通导能量效用和无人机可用剩余能量上具有明显优势。

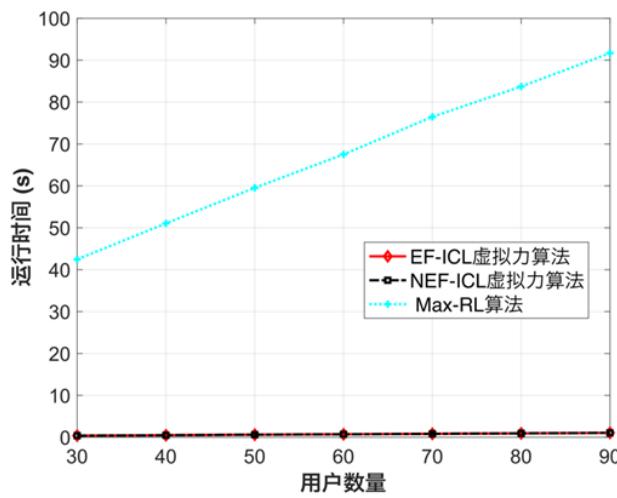


图 5-6 不同用户数量下算法的运行时间对比

图 5-6 展示了不同应急用户数量下 EF-ICL 虚拟力算法、NEF-ICL 虚拟力算法和 Max-RL 算法的运行时间对比。图中红色线条为所提 EF-ICL 虚拟力算法单次运行时间随用户数量的变化，黑色线条为 NEF-ICL 虚拟力算法相应的性能变化，蓝色线条为 Max-RL 算法单次运行时间随用户数量的变化。从图 5-6 中可以观察到，所提 EF-ICL 虚拟力算法相对于基于遗传算法的 Max-RL 算法可以有效降低算法的执行时间，将执行时间从分钟级缩短到了秒级。由于遗传算法为中心式的执行算法，在求解过程中需要进行大量的随机基因生成、全局信息的整体交换以及多次迭代的交叉变异，由此产生了大量的计算开销。而虚拟力算法在求解过程中重点针对作用力范围内的节点进行信息交换，并结合通导需求与非视距规避需求向合力的方向进行位置调整，因此相应的算法复杂度明显降低，使得算法执行时间更快。

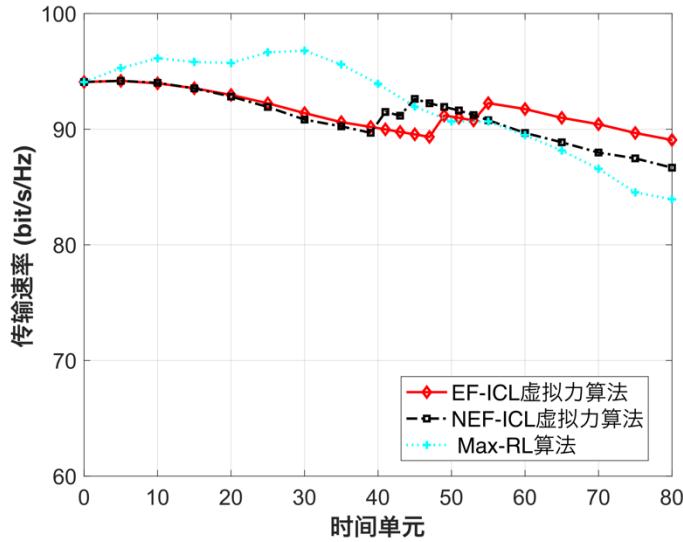


图 5-7 不同方案的通信性能对比

图 5-7 对应急用户位置动态变化过程中，基于 EF-ICL 虚拟力算法、Max-RL 算法以及 NEF-ICL 虚拟力算法的应急无人机网络适配方案通信性能进行了对比。其中在应急区域中，地面用户的数量为 42，并存在一个长 630 米宽 20 米的障碍物遮挡，使得 2 个用户在初始时刻无法被无人机视距覆盖。图中红色线条描绘了本研究提出的 EF-ICL 虚拟力算法的用户可达传输速率如何随着用户移动而变化，蓝色线条则展示了 Max-RL 算法的相关变化，而黑色线条代表了 NEF-ICL 虚拟力算法的性能变化。从图 5-7 中可以观察到，在第 48 个时间单元 EF-ICL 虚拟力算法的传输速率有一个阶梯形的提升，对应无人机完成了第一个用户的非视距规避；在第 54 个时间单元 EF-ICL 虚拟力算法的传输速率第二个阶梯形的提升，对应无人机完成了第二个用户的非视距规避；同时，可以注意到，NEF-ICL 虚拟力算法的传输速率阶梯形提升要早于 EF-ICL 虚拟力算法，这是因为 EF-ICL 虚拟力算法的能耗优化会使无人机的移动速度有一定程度的下降。总体而言，相较于 NEF-ICL 虚拟力算法，EF-ICL 虚拟力算法在通信速度上取得了相当的性能，并在部分时刻下取得了更高的传输速率。这是因为通导虚拟力是通信与定位需求的折中，当 NEF-ICL 虚拟力算法取得更高的定位精度时则可能获取稍低的通信速率。此外，在前 40 个时间单元中 Max-RL 取得了比 EF-ICL 虚拟力算法更快的传输速率，而后则性能逐渐下降。这是因为基于遗传算法的动态位置适配缺乏空间连续性上的深度优化，更依赖于随机生成的基因和交叉变异的概率性事件，当未生成性能足够优秀的基因时，容易导致通信性能的逐渐下降。

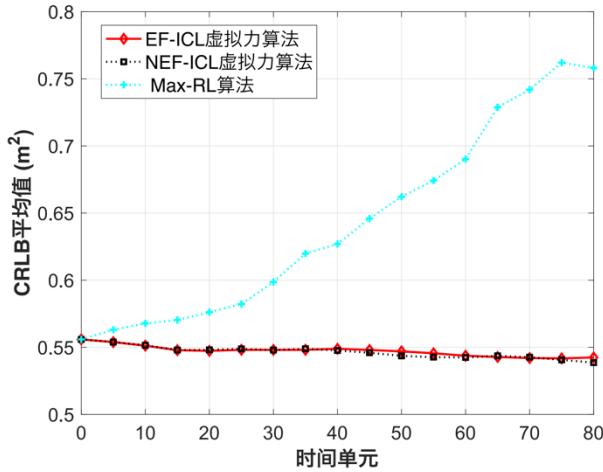


图 5-8 不同方案的定位性能对比

图 5-8 对应急用户位置动态变化过程中，基于 EF-ICL 虚拟力算法、Max-RL 算法以及 NEF-ICL 虚拟力算法的应急无人机网络适配方案的定位性能进行了对比。图中红色线条描绘了本研究提出的 EF-ICL 虚拟力算法的定位精度如何随着用户移动而变化，蓝色线条则展示了 Max-RL 算法的相关变化，而黑色线条代表了 NEF-ICL 虚拟力算法的性能变化。从图 5-8 中可以观察到，在前 40 个时间单元中，EF-ICL 虚拟力算法的定位性能与 NEF-ICL 虚拟力算法的性能相当。在第 40 个时间单元之后，EF-ICL 虚拟力算法的性能略微差于 NEF-ICL 虚拟力算法。此外，相较于 Max-RL 算法，EF-ICL 虚拟力算法在定位性能上取得了明显的优势。这是因为基于遗传算法的 Max-RL 算法需要大量的随机种子以探寻更优的解，然而在为了限制算法复杂度和程序执行时间而约束随机种子数量的情况下，这将导致定位误差的增加。因此，相较于 Max-RL 算法，EF-ICL 虚拟力算法在定位性能上展现了明显的优越性。

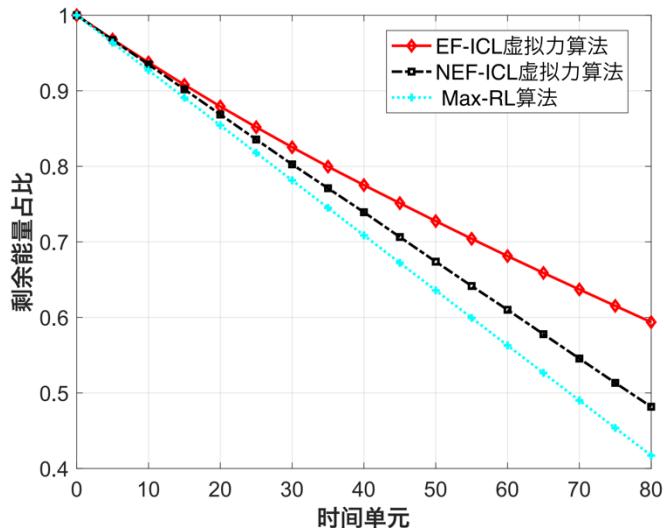


图 5-9 移动过程不同方案的剩余能量占比对比

图 5-9 展示了在应急用户位置动态变化过程中基于 EF-ICL 虚拟力算法、Max-RL 算法以及 NEF-ICL 虚拟力算法的应急无人机网络适配方案的剩余能量变化对比。在图中，红色线条描绘了本研究提出的 EF-ICL 虚拟力算法在用户移动过程中的剩余能量占比变化，蓝色线条则表现了 Max-RL 算法的相应变化，而黑色线条则代表了 NEF-ICL 虚拟力算法的剩余能量占比变化。从图 5-9 中可以观察到，相较于其他两种算法，EF-ICL 虚拟力算法能够实现最多的剩余能量。当剩余能量占比为 60% 时，EF-ICL 虚拟力算法的工作时间相对于 NEF-ICL 虚拟力算法提升超过 27%，相对于 Max-RL 提升超过 43%。这主要得益于两个方面的因素。首先，本研究提出的高能效设计策略能够有效提高基于无人机基站的应急网络的工作时间。其次，相较于基于遗传算法的动态网络调整方案，EF-ICL 虚拟力算法在求解过程中保持了空间连续性，因此在飞行过程中基站移动距离较短，相应的移动能耗也较小。这一特性使得该算法在网络可用剩余能量上具有明显优势。

5.6.3 无非视距遮挡的通导耦合场景仿真结果分析

为了更全面地展示各通导耦合应急网络部署方案的性能，本研究进一步对比了不存在山体类严重遮挡情况下的 EF-ICL 虚拟力算法、Max-RL 算法和 NEF-ICL 虚拟力算法在通导能效、算法执行时间、通信性能、定位性能与能耗方面的性能。

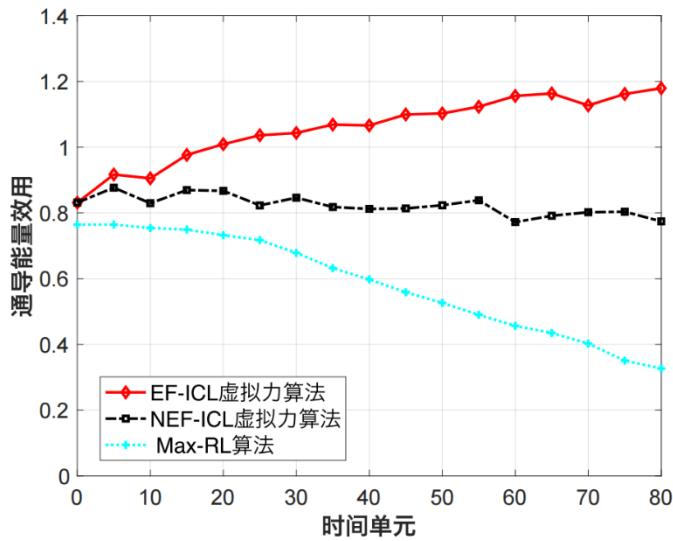


图 5-10 移动过程不同方案的通导能量效用对比

图 5-10 展示了在用户移动的过程中基于 EF-ICL 虚拟力算法、NEF-ICL 虚拟力算法以及 Max-RL 算法的应急无人机网络适配方案的通导能量效用变化。在图中，红色线条描绘了本研究提出的 EF-ICL 虚拟力算法在用户移动过程中的通导能量效用变化，蓝色线条则表现了 Max-RL 算法的相应变化，而黑色线条则代表

了 NEF-ICL 虚拟力算法的通导能量效用变化。从图 5-10 中可以观察到，相较于其他两种算法，所提出的 EF-ICL 虚拟力算法能够实现最高的通导能量效用。同时 NEF-ICL 虚拟力算法能够获得高于 Max-RL 算法的通导能量效用。

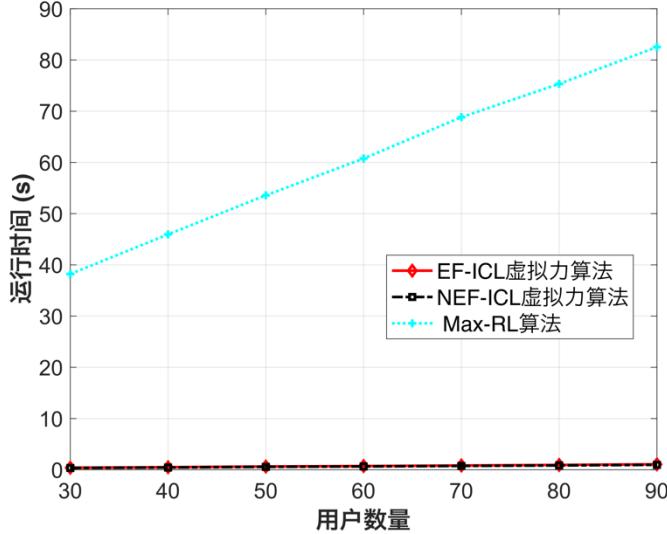


图 5-11 不同用户数量下算法的运行时间对比

图 5-11 展示了不同应急用户数量下 EF-ICL 虚拟力算法、NEF-ICL 虚拟力算法和 Max-RL 算法的运行时间对比。图中红色线条为所提 EF-ICL 虚拟力算法单次运行时间随用户数量的变化，黑色线条为 NEF-ICL 虚拟力算法相应的性能变化，蓝色线条为 Max-RL 算法单次运行时间随用户数量的变化。从图 5-11 中可以观察到，所提 EF-ICL 虚拟力算法相对于基于遗传算法的 Max-RL 算法可以有效降低算法的执行时间，将执行时间从分钟级缩短到了秒级。

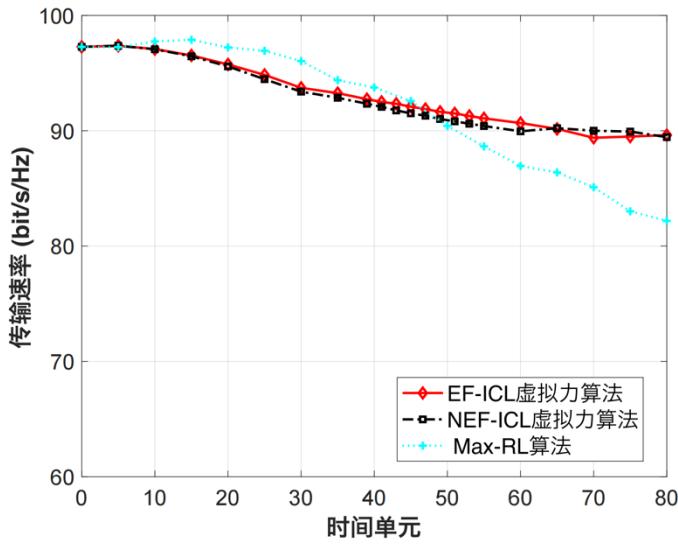


图 5-12 不同方案的通信性能对比

图 5-12 对应急用户位置动态变化过程中，基于 EF-ICL 虚拟力算法、Max-RL 算法以及 NEF-ICL 虚拟力算法的应急无人机网络适配方案通信性能进行了对比。图中红色线条描绘了本研究提出的 EF-ICL 虚拟力算法的用户可达传输速率如何随着用户移动而变化，蓝色线条则展示了 Max-RL 算法的相关变化，而黑色线条

代表了 NEF-ICL 虚拟力算法的性能变化。从图 5-12 中可以观察到，不同于存在非视距链路需要规避的场景，EF-ICL 虚拟力算法和 NEF-ICL 虚拟力算法的传输速率不再存在阶梯形的变化。总体而言，相较于 NEF-ICL 虚拟力算法，EF-ICL 虚拟力算法在通信速度上取得了相当的性能，而 Max-RL 则存在通信速率逐渐下降的情况。

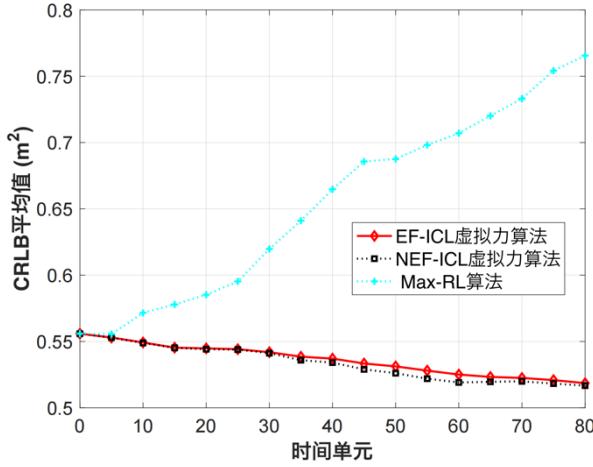


图 5-13 不同方案的定位性能对比

图 5-13 对应急用户位置动态变化过程中，基于 EF-ICL 虚拟力算法、Max-RL 算法以及 NEF-ICL 虚拟力算法的应急无人机网络适配方案的定位性能进行了对比。图中红色线条描绘了本研究提出的 EF-ICL 虚拟力算法的定位精度如何随着用户移动而变化，蓝色线条则展示了 Max-RL 算法的相关变化，而黑色线条代表了 NEF-ICL 虚拟力算法的性能变化。从图 5-13 中可以观察到，在前 30 个时间单元中，EF-ICL 虚拟力算法的定位性能与 NEF-ICL 虚拟力算法的性能相当。在第 30 个时间单元之后，EF-ICL 虚拟力算法的性能略微差于 NEF-ICL 虚拟力算法。这是因为 EF-ICL 虚拟力算法为了确保应急通信网络的持久覆盖，以牺牲一部分定位性能为代价，以获取更长的网络服务时间。因此，随着剩余能耗的降低，无人机网络的定位性能出现了轻微下降。同时，与存在非视距遮挡的场景相比，EF-ICL 虚拟力算法在无非视距遮挡的场景下可以取得更低的定位误差。此外，相较于 Max-RL 算法，EF-ICL 虚拟力算法在定位性能上取得了明显的优势。

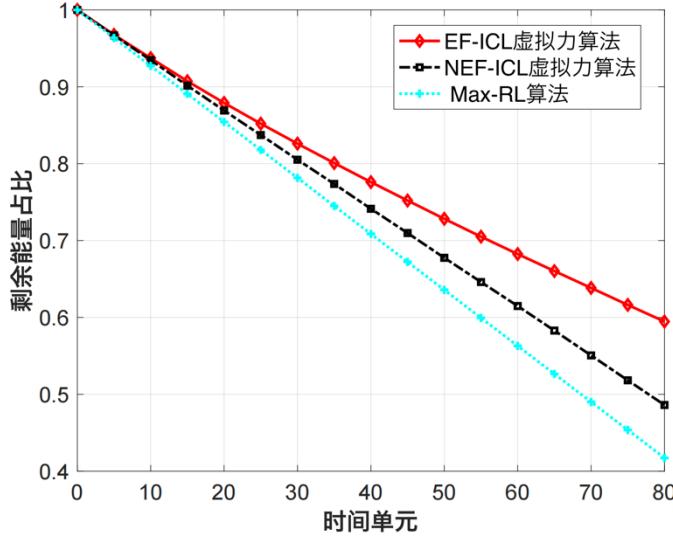


图 5-14 移动过程不同方案的剩余能量占比对比

图 5-14 展示了在应急用户位置动态变化过程中基于 EF-ICL 虚拟力算法、Max-RL 算法以及 NEF-ICL 虚拟力算法的应急无人机网络适配方案的剩余能量变化对比。在图中，红色线条描绘了本研究提出的 EF-ICL 虚拟力算法在用户移动过程中的剩余能量占比变化，蓝色线条则表现了 Max-RL 算法的相应变化，而黑色线条则代表了 NEF-ICL 虚拟力算法的剩余能量占比变化。从图 5-14 中可以观察到，相较于其他两种算法，EF-ICL 虚拟力算法能够实现最多的剩余能量。当剩余能量占比为 60%时，EF-ICL 虚拟力算法的工作时间相对于 NEF-ICL 虚拟力算法提升超过 25%，相对于 Max-RL 提升超过 43%。

5.6.4 存在非视距遮挡的通信保障场景仿真结果分析

当卫星定位服务可用时，应急无人机网络需要在为地面用户提供通信服务的同时，应尽量规避非视距链路并保障应急通信网络的长效覆盖。因此，本节面向应急通信覆盖需求对以下三种方案进行性能对比：

- EF (Energy-Efficient) 虚拟力算法：与所设计的EF-ICL虚拟力算法相比，EF虚拟力算法移除了定位虚拟力，重点保留通信虚拟力、非视距规避虚拟和能效优化设计。
- Max-RL 算法[10]：该算法以最大化剩余网络能耗为优化目标，在通信与定位性能的约束下，基于遗传算法对网络部署位置进行动态调整。在本节中去掉了算法中的定位性能约束。
- NEF (No Energy-Efficient) 虚拟力算法：与所设计的NEF-ICL虚拟力算法相比，NEF虚拟力算法移除了定位虚拟力，重点保留通信虚拟力、非视距规避虚拟和能效优化设计。尽管参考文献[23]设计了面向通信覆盖

增强的虚拟力部署方案，但该方案中缺少非视距规避以及信道模型设配，同时未考虑能耗优化。为了保障性能对比的公平性，本研究设计了NEF 虚拟力算法作为对比方案，该算法融入了非视距规避虚拟力等设计。

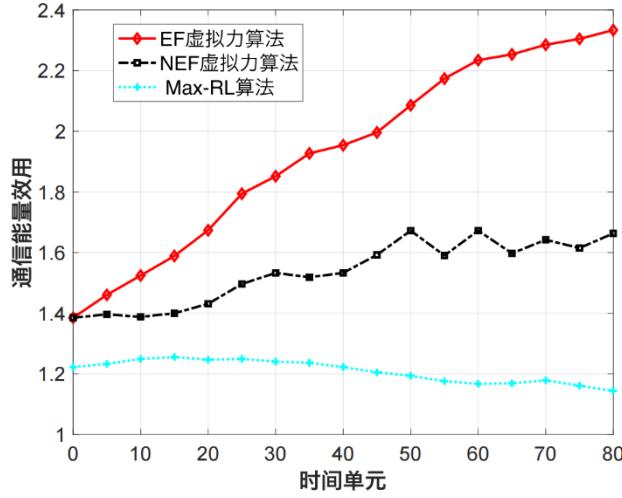


图 5-15 移动过程不同方案的通导能量效用对比

图 5-15 展示了在用户移动的过程中基于 EF 虚拟力算法、NEF 虚拟力算法以及 Max-RL 算法的应急无人机网络适配方案的通信能量效用变化。通信能量效用的含义为，无人机每消耗百分之一的能量所提供的通信性能，其中通信性能(即传输速率)使用三种方案所能达到的最大传输速率进行了归一化处理以消除量纲。在图中，红色线条描绘了本研究提出的 EF 虚拟力算法在用户移动过程中的通导能量效用变化，蓝色线条则表现了 Max-RL 算法的相应变化，而黑色线条则代表了 NEF 虚拟力算法的通信能量效用变化。从图 5-15 中可以观察到，相较于其他两种算法，本研究提出的 EF-ICL 虚拟力算法能够实现最高的通导能量效用，说明 EF 虚拟力算法在通导能量效用和无人机可用剩余能量上具有明显优势。

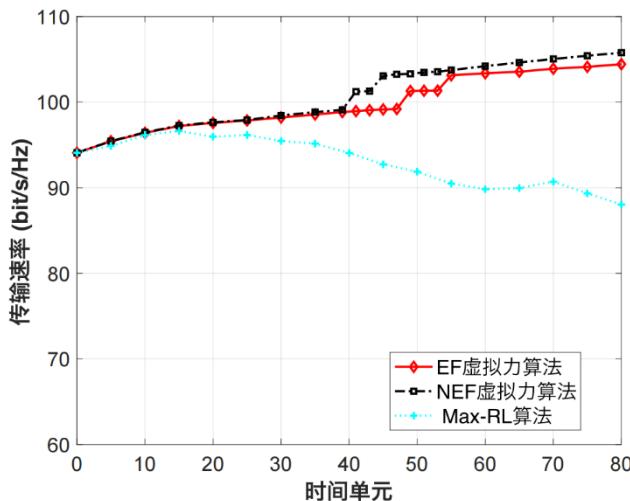


图 5-16 不同方案的通信性能对比

图 5-16 对应急用户位置动态变化过程中，基于 EF 虚拟力算法、Max-RL 算法以及 NEF 虚拟力算法的应急无人机网络适配方案通信性能进行了对比。其中在应急区域中，地面用户的数量为 42，并存在一个长 630 米宽 20 米的障碍物遮挡，使得 2 个用户在初始时刻无法被无人机视距覆盖。图中红色线条描绘了本研究提出的 EF 虚拟力算法的用户可达传输速率如何随着用户移动而变化，蓝色线条则展示了 Max-RL 算法的相关变化，而黑色线条代表了 NEF 虚拟力算法的性能变化。从图 5-16 中可以观察到，EF-ICL 虚拟力算法的传输速率在第 46 到第 56 个时间单元内有两个阶梯形的提升，对应无人机完成了两个用户的非视距规避；同时，可以注意到，NEF-ICL 虚拟力算法的传输速率阶梯形提升要早于 EF-ICL 虚拟力算法。不同于通导耦合场景，相较于 EF-ICL 算法，NEF-ICL 虚拟力算法在第 25 个时间单元后均可以取得更高的传输速率，说明当不存在定位虚拟力影响合力之后，NEF-ICL 虚拟力通过使用更高的能耗获取了更大的通信速率。此外，相较于基于遗传算法的 Max-RL 算法，EF 虚拟力算法在通信性能上展现了有效的提升。

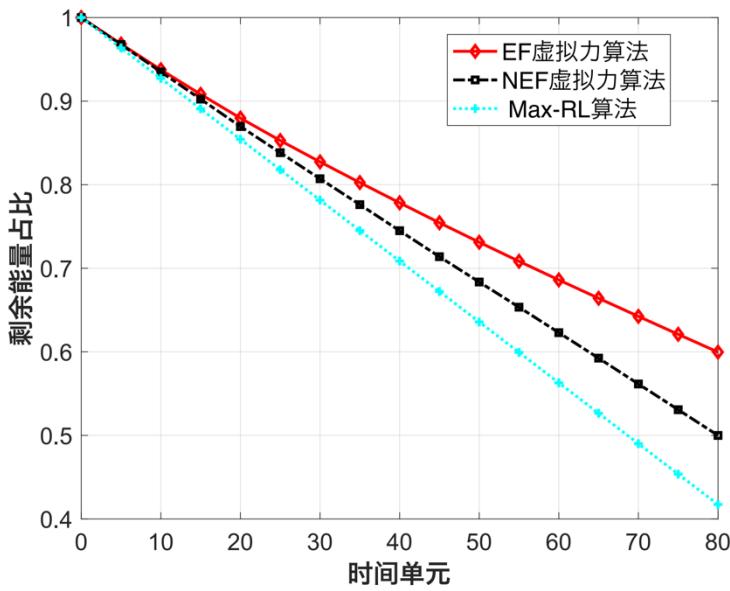


图 5-17 不同方案随时间推移的剩余能量变化对比

图 5-17 展示了在应急用户位置动态变化过程中基于 EF 虚拟力算法、Max-RL 算法以及 NEF 虚拟力算法的应急无人机网络适配方案的剩余能量变化对比。在图中，红色线条描绘了本研究提出的 EF 虚拟力算法在用户移动过程中的剩余能量占比变化，蓝色线条则表现了 Max-RL 算法的相应变化，而黑色线条则代表了 NEF 虚拟力算法的剩余能量占比变化。从图 5-17 中可以观察到，相较于其他两种算法，EF-ICL 虚拟力算法在相同的服务时间下能够实现最多的剩余能量。潜在的原因如下：首先，本研究提出的高能效设计策略能够有效提高基于无人机基站的应急网络的工作时间。其次，相较于基于遗传算法的动态网络调整方案，

EF 虚拟力算法在求解过程中更好的保持了空间连续性，因此在飞行过程中基站移动距离较短，相应的移动能耗也较小。这一特性使得该算法在网络服务时间上具有明显优势。

5.7 小结

本研究针对灾害现场人员移动引发的通信性能与定位精度下降，结合虚拟力模型设计了高能效动态应急网络部署位置更新方案。具体而言，本研究面向应急通导需求建立了用户对基站的虚拟通信引力、用户对基站的虚拟定位引力、非视距规避点对于基站的引力、基站之间避免碰撞的虚拟斥力和基站与障碍物之间的虚拟斥力五种虚拟力模型，并结合无人机基站剩余能耗自适应调整无人机每次适配的移动距离，在保障应急网络服务质量的情况下有效提升整体网络的服务时间。仿真结果展示了相对于现有的动态网络适配方案，所提 EF-ICL 虚拟力算法在保障通信与定位服务性能的前提下可以快速实现更为长效的应急网络覆盖，更契合实际应急救援现场的网络调度需求。

参考文献

- [1] Mozaffari M, Saad W, Bennis M, et al. Efficient deployment of multiple unmanned aerial vehicles for optimal wireless coverage[J]. IEEE Communications Letters, 2016, 20(8): 1642-1650.
- [2] Alzena D M, El-Keyi A, Lagum F, et al. 3D placement of an unmanned aerial vehicle base station (UAV-BS) for energy-efficient maximal coverage[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2017, 6(99): 434-435.
- [3] Ahmed S, Chowdhury M Z, Jang Y M. Energy-efficient UAV relaying communications to serve ground nodes[J]. IEEE Communications Letters, 2020, 24(4): 849-852.

- [4] Do-Duy T, et al. Joint optimization of real-time deployment and resource allocation for UAV-aided disaster emergency communications[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2021, 39(11): 3411-3424.
- [5] Wang T, Liu Z, Xu L, Wang L. An efficient and robust UAVs' path planning approach for timely data collection in wireless sensor networks [C]//2022 IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC), 2022:914-919.
- [6] Wu X, Wang L, Xu L, Liu Z, Fei A. Joint optimization of UAVs 3-D placement and power allocation in emergency communications [C]//2021 IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM), 2021:1-6.
- [7] Reina D, Tawfik H, Toral S. Multi-subpopulation evolutionary algorithms for coverage deployment of UAV-networks[J]. Ad Hoc Networks, 2018, 68: 16-32.
- [8] Liu G, Shakhatreh H, Khreichah A, Guo X, Ansari N. Efficient deployment of UAVs for maximum wireless coverage using genetic algorithm [C]//Proceedings of IEEE 39th Sarnoff Symposium, 2018:1-6.
- [9] Mozaffari M, Saad W, Bennis M, Debbah M. Efficient Deployment of Multiple Unmanned Aerial Vehicles for Optimal Wireless Coverage[J]. IEEE Communications Letters, 2016, 20(8): 1647-1650.
- [10] Yu X, Liu Z, Xu L, Wang L. Lifetime Maximization for UAV-Enabled Integrated Localization and Communication Networks in Emergency Scenarios[C]//2022 14th International Conference on Wireless Communications and Signal Processing (WCSP). Nanjing, China, 2022: 905-909.
- [11] Zeng Y, Zhang R, Lim T J. Wireless Communications with Unmanned Aerial Vehicles: Opportunities and Challenges[J]. IEEE Communications Magazine, 2016, 54(5): 36-42.
- [12] Wang L, Zhu H. Simple Engineering Algorithms of Transmission Loss in Short Range Troposcatter Communications across Mountains[J]. Radio Engineering, 2018, 48(6): 512-515.
- [13] Dai Z, Wang G, Jin X, Lou X. Nearly Optimal Sensor Selection for TDOA-Based Source Localization in Wireless Sensor Networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(10): 12031-12042.

- [14] McGuire M, Plataniotis KN. A comparison of radiolocation for mobile terminals by distance measurements[C]//Proc. Int. Conf. Wireless Commun. 2000, 2000: 1356-1.
- [15] Zeng Y, Xu J, Zhang R. Energy Minimization for Wireless Communication With Rotary-Wing UAV[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2019, 18(4): 2329-2345.
- [16] Shin S, Lee U, Dressler F, Yoon H. Analysis of Cell Sojourn Time in Heterogeneous Networks With Small Cells[J]. IEEE Communications Letters, 2016, 20(4): 788-791.
- [17] Wang H, et al. Deployment algorithms of flying base stations: 5G and beyond with UAVs[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2019, 6(6): 10009-10027.
- [18] Apolinario J A, Yazdanpanah H, Nascimento A S, Campos M L R de. A Data-selective LS Solution to TDOA-based Source Localization[C]//2019 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). 2019: 4400-4404.
- [19] Zhou Y, Lamont L. Constrained linear least squares approach for TDOA localization: A global optimum solution[C]//2008 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Las Vegas, NV, USA, 2008: 2577-2580.
- [20] McGuire M, Plataniotis KN. A comparison of radiolocation for mobile terminals by distance measurements[C]//Proc. Int. Conf. Wireless Commun. 2000, 2000: 1356-1.
- [21] Liu G, Shakhatreh H, Khreichah A, Guo X, Ansari N. Efficient Deployment of UAVs for Maximum Wireless Coverage Using Genetic Algorithm[C]//2018 IEEE 39th Sarnoff Symposium. Newark, NJ, USA, 2018: 1-6.
- [22] Bhattacharai S, Wei S, Rook S, Yu W, Griffith D, Golmie N. Optimizing the location deployment of dynamic mobile base stations[C]//2015 International Conference on Computing, Networking and Communications (ICNC). Garden Grove, CA, USA, 2015: 579-583.

- [23] Zhao H, Wang H, Wu W, Wei J. Deployment Algorithms for UAV Airborne Networks Toward On-Demand Coverage[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2018, 36(9): 2015-2031.