

O-RIS辅助的VLP系统的CRLB优化

张增杰 吴奇 张剑* 段瑞杰 封云翰
(信息工程大学 郑州 450007)

摘要: 针对智能超表面(reconfigurable intelligent surface, RIS)辅助的室内可见光定位(visible light positioning, VLP)系统性能优化问题, 本文分别研究了近场与远场下针对系统克拉美罗下届(Cramer-Rao lower bound, CRLB)优化方法。通过优化RIS配置, 以提升系统定位精度与整体定位性能公平性。在远场信道模型假设下, 可将RIS方向优化问题建模为接收功率最大化问题, 并应用一种结合粒子群优化与N步迭代的定位算法, 在接收机位置未知的情况下实现了RIS方向的动态最优调整。在近场信道模型假设下, 可将RIS单元与发光二极管(light-emitting diode, LED)的分配问题构建为马尔可夫决策过程, 并设计一种基于经验回放与知识利用的强化学习方法进行求解, 在最小化CRLB的同时, 兼顾不同区域用户的定位公平性。仿真结果表明, 所提算法在两种模型下均能有效提升系统定位精度, 且在近场模型中显著改善了全域定位性能。

关键词: 智能超表面 RIS; 可见光定位; CRLB; 粒子群算法PSO; 强化学习

中图分类号: TN929

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2026)00-0001-10

DOI: 10.11999/JEIT260120

CSTR: 32379.14.JEIT260120

1 引言

室内位置感知技术是智慧城市、工业自动化与现代服务业的核心支撑技术之一, 在大型无人仓库、智能购物中心、博物馆导览、医院资产跟踪等场景中的应用日益广泛^[1]。现有室内定位方案主要依赖射频信号, 如Wi-Fi、蓝牙和超宽带(ultra-wide band, UWB)技术, 然而, 在复杂室内环境中, 这些技术常面临多径传播、频谱干扰、信号穿透性差等问题, 导致定位精度和稳定性受限^[2,3]。可见光定位(visible light positioning, VLP)系统作为一种新兴的室内定位手段, 利用广泛布设的发光二极管(light emitting diode LED)照明设施作为信号发射源, 具有频谱丰富、无电磁干扰、成本低廉、易于与照明系统融合等独特优势, 近年来受到学术界与工业界的广泛关注^[4,5]。

典型的VLP系统基于接收信号强度(received signal strength, RSS)^[6-10]、到达时间(time of arrival, TOA)、到达时间差(time difference of arrival, TDOA)^[11]或到达角(angle of arrival, AOA)等观测量实现位置解算。其中, RSS方案因无需严格时间同步、接收机结构简单而更具实用潜力。然而, VLP系统在实际部署中仍面临若干关键挑战: 首先, 光信号直线传播特性使其极易受障碍物遮挡, 导致视距(line-of-sight, LOS)链路中断; 其次, 室内复杂反射环境会引入严重的多径干扰, 影响信号特征提取; 此外, 环境光噪声、接收机取向不确定性等因素也会显著降低定位精度。这些因素使得在LOS受阻或弱光条件下实现高精度、高鲁棒

性定位成为VLP系统亟需突破的瓶颈^[12-14]。

为克服上述挑战, 可重构智能超表面(reconfigurable intelligent surface, RIS)作为一种新兴的无线环境智能调控技术, 被引入VLP系统中。RIS由大量可编程的亚波长单元构成, 能够动态调控入射电磁波的幅度、相位和偏振状态, 从而重构信道响应、增强信号覆盖、抑制干扰^[17-19]。在VLP系统中, RIS可被视作一种“光学反射面”, 通过优化其单元状态, 能够有效构建或增强非视距(non-line-of-sight, NLOS)链路, 在LOS被遮挡时提供替代传播路径, 从而恢复定位所需的几何约束。

根据物理机制, 光学RIS主要分为镜面反射型与漫反射型: 前者通过精准波束形成实现定向信号增强, 后者则通过朗伯反射扩展信号覆盖范围。不同RIS类型在不同传播模型(远场/近场)下呈现出差异化的信道特性与优化潜力^[20]。

近年来, 已有少量关于RIS辅助VLP系统的初步研究。文献^[21]提出了一种基于松弛最大似然估计的RIS配置方法, 获得了位置估计的闭式解; 文献^[22]研究了在多输入单输出(multiple-input single-output, MISO)VLP系统中通过优化RIS朝向以提升定位精度; 文献^[23]则探索了RIS辅助的非正交多址系统中近场模型的资源分配问题。此外, 国内学者近期还围绕复杂遮挡环境下的定位可信性提升与约束优化定位开展了研究, 为复杂场景下定位性能增强提供了有益参考^[29,30]。

然而, 现有研究仍存在若干不足: 首先, 多数工作局限于单一传播模型(远场或近场), 缺乏对两种模型下RIS优化问题的统一分析与对比; 其次,

优化目标往往仅关注定位误差最小化(如最小化克拉美罗下界CRLB),而未充分考虑定位服务在空间区域的公平性,可能导致部分区域定位精度显著劣化;此外,在缺乏接收机先验位置信息的情况下,如何实现RIS的自适应优化仍是一个开放性问题。

为此,本文提出一种面向RIS辅助的VLP系统的CRLB综合优化框架。本文旨在系统研究远场与近场传播模型下,如何通过优化RIS配置(包括远场模型中的单元朝向与近场模型中的发射源-RIS分配策略),在最小化系统定位误差的同时,兼顾区域内定位精度的公平性。

由于所处理的优化问题具有非凸性,利用强化学习技术和粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)技术,这些技术已被广泛应用于无线光通信领域的优化问题中。本文主要贡献可以概括如下:

(1)提出了室内可见光定位系统中的RIS全域优化问题,在考虑已知目标朝向情况下,同时最小化CRLB和提升室内CRLB公平性。

(2)研究不同类型的信道模型下RIS的优化方案,包括远场模型下的横滚角与偏转角优化,以及近场模型下的RIS分配问题。

(3)为提高优化性能,在远场模型中,本文应用一种粒子群优化算法以及N步定位算法已解决RIS单元角度优化问题,在近场模型中,本文应用一种改进型强化学习方法,以高效收集可靠经验并利用有用知识。

仿真结果表明了以上算法在解决提出问题上的优越性能与巨大潜力。

论文的其余部分如下:第二节描述系统参数,讨论了所考虑的信道模型以及RIS类型。在第三节中阐明目标优化函数以及针对不同的信道模型提出的优化方案。在第四节中给出了仿真结果,以评估所提方案的性能,最后,第五节总结全文。

2 系统模型

我们考虑一个多输入单输出MISO室内环境,有 N_L 个LED灯作为发射源固定在天花板上,一个包含 N_R 个RIS的RIS阵列装置放置在房间墙壁上,一个接收机被固定在房间的某一个位置,使用单个光电探测器,如图1所示。在基于接收功率的三边定位模型中,需要分别测量每一个LED的接收功率,本文假设一个TDOA系统,所有LED都广播相同的信号,并且在时间资源上是均匀分布的。将接收机与RIS阵列连接到一个中央控制单元,负责进行信息交换、处理以及主要计算。

2.1 视距传输信道增益

假设LED灯具采用强度调制/直接检测(IM/DD)系统,在LED到接收机的直接传输链路中由视距传输分量主导(不包括阴影遮挡和RIS等其他反射的影响),根据朗伯辐射模型,从第 i 个LED到接收机上的信道增益为

$$H_{i,x}^{LOS} = \frac{(m_i + 1)A(\cos \phi_i)^{m_i} T_s(\psi_i) g(\psi_i) \cos \psi_i}{2\pi \|d_{i,x}\|^2} \quad (1)$$

其中, m_i 为第 i 个灯的朗伯阶数, A 是接收机上的光电探测器面积, ϕ_i 和 ψ_i 分别是第 i 个LED发射器与接收机之间LOS路径的辐照角和入射角, d_i 为LED到接收机的距离, $T_s(\psi_i)$ 和 $g(\psi_i)$ 分别是接收机处光学滤波器增益和光学聚光器增益。通常, $T_s(\psi_i)$ 和 $g(\psi_i)$ 为常数,因此在本文中将其设为1。

2.2 RIS反射路径的信道增益

RIS是一种能够动态调控入射波传播特性的结构。在VLC网络中,RIS通过增强NLOS信道增益来提高链路质量与鲁棒性,而NLOS信道增益取决于构建RIS阵列的元件特性。一般来说,光学领域的RIS元件可以根据它们对将入射信号导向反射和折射元件的影响来分类。本研究考虑了反射元件的使用,这些元件可以依赖镜面反射或漫反射来引导入射信号,并评估每种类型的优势。

2.2.1 远场模型

瑞利距离常作为近场和远场的分界线,由 $d_0 = \frac{2L^2 f_c}{c}$ 给出

其中 c 、 f_c 和 L 分别表示光速、工作频率和阵列孔径。当发射机、接收机和RIS之间的距离远大于 d_0 时,发生远场传播,此时,电磁波在RIS处可近似为平面波,RIS的反射路径损耗遵循“乘性”模型,即损耗与发射器-RIS距离和RIS-接收机距离乘积的平方成反比。根据朗伯辐射公式,从第 i 个LED发射经第 k 个RIS单元反射到接收机上的信道增益为

$$dH_{i,k,x}^{ref} = (m_i + 1)A(\cos \phi_{ik})^{m_i} \cos \alpha_{ik} R_k(\alpha_{ik}, \beta_{kx}) \frac{\cos \psi_{kx} T_s(\psi_{kx}) g(\psi_{kx})}{2\pi \|d_{ik}\|^2 \|d_{kx}\|^2} dS_k \quad (2)$$

其中

$$R_k(\alpha_{ik}, \beta_{kx}) = \frac{\rho_k}{2\pi} (2r_k \cos \beta_{kx} + (1 - r_k)(\mu_k + 1)) \cdot (\cos(\beta_{kx} - \alpha_{ik}))^{\mu_k} \quad (3)$$

其中, ϕ_{ik} 和 α_{ik} 为第 i 个LED到第 k 个RIS的辐照角和入射角, β_{kx} 、 ψ_{kx} 是由第 k 个RIS反射到接收机的辐照角和入射角, d_{ik} 和 d_{kx} 分别为第 i 个LED到

第 k 个RIS的直接距离和第 k 个RIS到接收机的直接距离。 dS_k 代表第 k 个反射面上的反射微元。 R_k 式中的第一项表示第 k 个RIS的漫反射分量，第二项为镜面反射分量，其比值由漫反射系数 r_k 决定， $r_k \in [0, 1]$ ， μ_k 为反射光路的指向性， μ_k 越大，反射光路指向性越强。

2.2.2 近场模型

当工作频率足够高时(例如在毫米波和太赫兹通信中)，近场传播更为常见。在此模型下，RIS的每个反射单元可视为一个无限大的反射体。因此，基于几何光学和广义斯涅耳定律，可以近似确定RIS处入射波与反射波的方向，且对非期望方向的能量泄漏可忽略不计。如果RIS反射单元被配置为与指定的发射机和接收机对齐，则不会干扰其他RIS单元(这些单元可能与其他发射/接收天线对对齐)的反射路径，这一特性称为RIS反射信道的“无串扰”特性。此外，近场传播下的RIS反射路径损耗更接近“加性”模型，即损耗与发射机-RIS距离和RIS-接收机距离之和的平方成反比。此时，从第 i 个LED发射、经第 k 个RIS单元反射到接收机的信道增益可建模为

$$H_{i,k,x}^{\text{NLOS}} = \frac{1}{2\pi}(1-r_k) \frac{(m_i+1)AT_s(\psi_{kx})g(\psi_{kx})}{(d_{ik}+d_{kx})^2} \cdot \cos^{m_i}(\Phi_{ik}) \cos(\psi_{kx}) \quad (4)$$

注意到在此模型下， $h_{i,k,x}^{\text{NLOS}}$ 与 α_{ik} 和 β_{kx} 无关，这是由于在广义斯奈尔定律下，RIS反射信道遵循“无串扰”特性，某一RIS单元只会在调谐一对发射天线与接收天线时，才存在增益，而增益本身与 α_{ik} 和 β_{kx} 无关。因此，这里引出分配矩阵 G ，表征RIS与LED的调谐关系

$$G = \begin{pmatrix} g_{1,1} & \cdots & g_{1,N_L} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ g_{N_R,1} & \cdots & g_{N_R,N_L} \end{pmatrix}, \quad g_{i,j} \in (0,1) \quad (5)$$

当第 k 个RIS调谐到第 i 个LED的发射天线时 $h_{k,i} = 1$ ，反之为0。

在此模型下，漫反射分量的影响基本被忽略，因此信道增益显著高于远场模型。然而，由于其需要严格调整发射天线、接收天线与RIS的服务关系，导致信号覆盖范围较小。

2.2.3 小结

本节系统阐述了远场模型，近场模型以及两者适用条件，在进行瑞利距离计算时，由于可见光频段已知，则可以得到 $d_0 \propto L^2$ ，因此，RIS的尺寸大小决定了具体选择哪一种模型。

3 性能分析

3.1 CRLB

为提高系统的定位精度，本文综合考虑CRLB、区域平均CRLB和区域最差CRLB等性能指标。这些指标反映了RIS辅助VLP系统中定位精度的准确性以及不同区域用户间的定位资源公平性。为推导CRLB，首先计算Fisher信息矩阵(FIM)中的元素

$$[\mathbf{I}(\mathbf{x})]_{\ell_1, \ell_2} = \sum_{i=1}^{N_L} \frac{(P_{\text{TX},i})^2}{\sigma_i^2} \frac{\partial h_i(\mathbf{x})}{\partial x_{\ell_1}} \frac{\partial h_i(\mathbf{x})}{\partial x_{\ell_2}} \quad (6)$$

其中 $\ell_1, \ell_2 \in \{1, 2, 3\}$ 为接收机的三维坐标。 $h_i(\mathbf{x})$ 为第 i 个LED的信道增益可表示为

$$h_i(\mathbf{x}) \triangleq H_i^{\text{LOS}}(\mathbf{x}) + \sum_{k=1}^{N_R} \int dH_{i,k}^{\text{NLOS}}(\mathbf{x}, k) \quad (7)$$

则式(6)中 $\frac{\partial h_i(\mathbf{x})}{\partial x_{\ell_1}}$ 可表示为

$$\frac{\partial h_i(\mathbf{x})}{\partial x_{\ell}} = \frac{\partial H_i^{\text{LOS}}(\mathbf{x})}{\partial x_{\ell}} + \sum_{k=1}^{N_R} \int \frac{\partial dH_{i,k}^{\text{NLOS}}(\mathbf{x}, k)}{\partial x_{\ell}} \quad (8)$$

第一项为视距传输信道对Fisher信息的贡献，第二项则为RIS反射非视距信道对Fisher信息的贡献，基于上文表达式，可推导为

$$\begin{aligned} \frac{\partial H_i^{\text{LOS}}(\mathbf{x})}{\partial x_{\ell}} &= \frac{-(m_i+1)A}{2\pi \|d_{i,x}\|^{m_i+3}} \left[\bar{n}_{\ell}((x-l_i)^T \mathbf{n}_i)^{m_i} \right. \\ &\quad - m_i n_{i,\ell}((x-l_i)^T \mathbf{n}_i)^{m_i-1} (l_i-x)^T \bar{\mathbf{n}} \\ &\quad \left. + \frac{(m_i+3)(x_{\ell}-l_{i,\ell})((x-l_i)^T \mathbf{n}_i)^{m_i} (l_i-x)^T \bar{\mathbf{n}}}{\|d_{i,x}\|^2} \right] \quad (9) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial dH_{i,k}^{\text{ref}}(\mathbf{x}, k)}{\partial x_{\ell}} &= \frac{(m_i+1)A((\tilde{\mathbf{x}}_k-\mathbf{x}_i)^T \mathbf{n}_i)^{m_i} (\mathbf{x}_i-\tilde{\mathbf{x}}_k)^T \tilde{\mathbf{n}}_k}{4\pi^2 \|d_{i,k}\|^{m_i+3}} \\ &\quad \cdot \rho_k dS_k \left\{ [(\tilde{n}_{k,\ell}(\tilde{x}_k-x)^T \bar{\mathbf{n}} - \bar{n}_{\ell}((x-\tilde{x}_k)^T \tilde{\mathbf{n}}_k))] \|d_{k,x}\|^{-4} \right\} - 4\|x-d_{k,x}\|^{-6} \\ &\quad \cdot (\mathbf{x}_{\ell}-\tilde{x}_{kk,\ell})(x-\tilde{\mathbf{x}}_k)^T \tilde{\mathbf{n}}_k (\tilde{\mathbf{x}}_k-x)^T \bar{\mathbf{n}}] 2r_k \\ &\quad + (1-r_k)(\mu_k+1) [(\cos(\beta_{ik}-\alpha_{ik}))^{\mu_k} \\ &\quad \cdot (-\bar{n}_{\ell} \|d_{k,x}\|^{-3} - 3(\tilde{x}_k-x)^T \bar{\mathbf{n}} \|d_{k,x}\|^{-5} \\ &\quad \cdot (x_{\ell}-\tilde{x}_{k,\ell}) + \mu_k (\cos(\beta_{ik}-\alpha_{ik}))^{\mu_k-1} \\ &\quad \cdot \left[\frac{(\tilde{x}_k-x)^T \bar{\mathbf{n}}}{\|d_{k,x}\|^3} \frac{\partial \cos(\beta_{ik}-\alpha_{ik})}{\partial x_{\ell}} \right]] \quad (10) \end{aligned}$$

其中， x_{ℓ} ， $\tilde{n}_{k,\ell}$ ， \bar{n}_{ℓ} ， $\tilde{x}_{kk,\ell}$ ， $\tilde{x}_{k,\ell}$ 分别是 x ， $\tilde{\mathbf{n}}_k$ ， $\bar{\mathbf{n}}$ ， $\tilde{\mathbf{x}}_k$ ， \tilde{x}_k 的第 ℓ 维分量。得到Fisher信息矩阵后，任意无偏估计器的最小均方误差可以认为 $E\{\|\hat{x}-x\|^2\} \geq$

$\text{trace}\{I(x)^{-1}\}$, 根据式(10)可分析得, CRLB对RIS的参数没有要求, 基本对所有场景通用, 此外, 为达到最佳CRLB, 可以通过优化RIS的各种参数, 提高信道增益。

3.2 问题表述

本节提出两个优化问题: 一是基于CRLB最小化准则, 调整远场模型下的RIS参数; 二是在近场模型下, 基于CRLB最小化准则并兼顾全域CRLB公平性, 求解最优的RIS分配矩阵。上述优化过程均受RIS物理旋转范围、接收机视场角、几何可见性以及分配变量可行域等约束。

3.2.1 远场模型的CRLB分析

观察式(10), 在远场模型下, 若接收机位置未知, 通常将RIS的方向默认设置为垂直于墙面、朝向房间内部, 该配置在本文后续部分称为“RIS-默认”配置。然而, 若接收机方向可粗略已知, 则可通过优化RIS的方向向量 \tilde{n}_k 来提高接收机对RIS反射信号的接收效率, 从而提升信道增益与定位性能。本节旨在通过调整RIS方向以最大化接收功率, 进而获得最优CRLB。如前所述, 接收机可时分复用地提取每个LED的信号。因此, 针对第*i*个LED的RIS方向优化问题可表述为

$$\begin{aligned} \tilde{n}_{ik}^* &= \arg \max_{\tilde{n}_k} dH_{i,k}^{\text{ref}}(\tilde{n}_k) \\ \text{s.t. } \|\tilde{n}_k\| &= 1 \end{aligned} \quad (11)$$

关于式(11)中, 与 \tilde{n}_k 无关的参量可合并为C不作讨论, 则

$$dH_{i,k}^{\text{ref}}(\tilde{n}_k) = C \cos \alpha_{ik} R_k(\alpha_{ik}, \beta_{ik}) \quad (12)$$

其中:

$$C \triangleq (m_i + 1) A (\cos \phi_{ik})^{m_i} \frac{\cos \psi_{kx} T_s(\psi_{kx}) g(\psi_{kx})}{2\pi \|d_{ik}\|^2 \|d_{kx}\|^2} dS_k \quad (13)$$

在文献[22]中已推导了对于任意一个RIS单元的最优 α_{ik} 表达式, 现将结果展示如下

$$\begin{aligned} \frac{2r_k \sin(\theta_{ik} - 2\alpha_{ik})}{(1 - r_k)(\mu_k + 1)} + \cos(\theta_{ik} - 2\alpha_{ik})^{\mu_k - 1} \\ \cdot (-\sin \alpha_{ik} \cos(\theta_{ik} - 2\alpha_{ik}) \\ + 2\mu_k \cos \alpha_{ik} \sin(\theta_{ik} - 2\alpha_{ik})) = 0 \end{aligned} \quad (14)$$

对于上式, 难以直接获得闭式解, 本文采用粒子群优化(PSO)算法进行数值求解, 其中粒子位置表示为RIS方向参数, 搜索过程受角度范围与速度边界约束, 得到 α_{ik} 后, 几何关系可知, \tilde{n}_k 可由 α_{ik} 和 β_{ik} 表达

$$\begin{aligned} \left(\frac{x_i - x_k}{\|d_{i,k}\|} \right)^T \tilde{n}_k &= \cos \alpha_{ik} \\ \left(\frac{x_k - x}{\|d_{k,x}\|} \right)^T \tilde{n}_k &= \cos \beta_{ik} \end{aligned} \quad (15)$$

由于 $x_i - x_k$, $x_k - x$ 与 \tilde{n}_k 在同一平面, 则三者可以如下线性表出, 上式可改写为

$$\begin{aligned} \left(\frac{x_i - x_k}{\|d_{i,k}\|} \right)^T \left(p \left(\frac{x_i - x_k}{\|d_{i,k}\|} \right) + q \left(\frac{x_k - x}{\|d_{k,x}\|} \right) \right) &= \cos \alpha_{ik}, \\ \left(\frac{x_k - x}{\|d_{k,x}\|} \right)^T \left(p \left(\frac{x_i - x_k}{\|d_{i,k}\|} \right) + q \left(\frac{x_k - x}{\|d_{k,x}\|} \right) \right) &= \cos \beta_{ik} \end{aligned} \quad (16)$$

因此, 可以得到系数*p*和*q*的闭式解, 将其带入式(15), 可得

$$\begin{aligned} \tilde{n}_{ik}^* &= \frac{\cos \alpha_{ik} - \left(\frac{x_i - x_k}{\|d_{i,k}\|} \right)^T \left(d \frac{x_k - x}{\|d_{k,x}\|} \right) \cos \beta_{ik}}{1 - \left(\left(\frac{x_i - x_k}{\|d_{i,k}\|} \right)^T \left(\frac{x_k - x}{\|d_{k,x}\|} \right) \right)^2} \\ &\quad \left(\frac{x_i - x_k}{\|d_{i,k}\|} \right) \\ &\quad + \frac{\left(\frac{x_i - x_k}{\|d_{i,k}\|} \right)^T \left(\frac{x_k - x}{\|d_{k,x}\|} \right) \cos \alpha_{ik} - \cos \beta_{ik}}{\left(\left(\frac{x_i - x_k}{\|d_{i,k}\|} \right)^T \left(\frac{x_k - x}{\|d_{k,x}\|} \right) \right)^2 - 1} \\ &\quad \cdot \left(\frac{x_k - x}{\|d_{k,x}\|} \right) \end{aligned} \quad (17)$$

在系统初始阶段, 由于接收机位置未知, 通常将所有RIS配置为“RIS-默认模式”。此配置下可进行接收机的粗略定位, 但因方向非最优, 定位精度有限。利用该粗定位结果计算 \tilde{n}_{ik}^* , 可重新配置RIS并提高定位精度。此过程可迭代多次, 逐步逼近最优RIS方向, 从而实现最佳CRLB。

值得一提的是, 当存在足够的视距链路时, 可满足基本定位需求。然而, 当视距链路被遮挡, 且接收到的非共线LED信号数量不足(低于三边定位所需的最低要求)时, 通过RIS反射的非视距链路变得至关重要。此时, 通过优化 \tilde{n}_{ik}^* 来提高信道增益, 对于提升定位精度尤为关键。

3.2.2 近场模型的CRLB分析

在近场模型下, RIS反射信道增益与其方向无关, 仅取决于发射天线与接收天线是否对准。在已知几何关系的情况下, 总存在一个合适的RIS方向能使收发天线调谐。因此, 近场模型CRLB的优化重点在于求解RIS与LED之间的最优分配矩阵*G*。本节旨在推导最优分配矩阵以获得最小CRLB。如

前所述，CRLB最小化可粗略等价于信道增益最大化。因此，该问题可建模为

$$\begin{aligned} \max_G \quad & \sum_{k=1}^{N_r} H_{i,k}^{\text{ref}}(G), \\ \text{s.t.} \quad & g_{i,k} \in \{0, 1\}; \forall i, \forall k, \end{aligned} \quad (18)$$

该问题属于非线性非凸整数规划，解空间规模较大。为实现有效求解，本文采用一种基于强化学习的方法^[28]，通过设计奖励函数引导智能体学习高质量分配策略。需要说明的是，该方法在有限训练条件下一般不保证全局最优，但能够在合理复杂度下获得稳定且性能较优的解。

4 仿真结果

本节将进行模拟仿真以评估RIS对VLP所提的两种模型的定位性能，考虑的房间尺寸分别为4米×4米×3米(宽度、深度和高度)。LED发射器的数量设为 $N_L = 4N_L = 4N_L = 4$ ，它们被放置在以下位置： $\{(-1, 1, 3), (1, 1, 3), (1, -1, 3), (-1, -1, 3)\}$ (单位均为米)，使得房间被对称覆盖，其中 $(0, 0, 0)$ 对应房间地面的中心。LED的方向向量 n_i 设为 $[0, 0, -1]^T$ ，表示所有LED朝下。LED的发射功率 $P_{\text{TX},i}$ 设为5W， m_i 设为1。此外，接收器的方向指定为 $\bar{n} = [0, 0, 1]^T$ ，即朝上。而且，假设噪声方差相同，即对于 $i = 1, 2, \dots, N_L$ ，有 $\sigma_i^2 = \sigma^2$ 。

在每面墙上，使用 $N_R/4$ 个RIS，它们以 $\sqrt{N_R/4} \times \sqrt{N_R/4}$ 的阵列放置。在仿真中， N_R 取值为1764；因此，每面墙上有 21×21 个RIS，如图3所示。每个矩形RIS的宽度和高度分别设为 $w_u = 4\text{cm}$ 和 $h_u = 2\text{cm}$ 。因此，每个RIS的面积 S_k 设为 8cm^2 。RIS之间水平间隔 $w_d = 2\text{cm}$ ，垂直间隔 $h_d = 1\text{cm}$ ，以防止元件间遮挡。RIS的位置覆盖了每面墙水平和垂直方向的中心，意味着二维RIS阵列的中心与墙的中心点重合。作为默认配置，每个RIS的法向量选择为垂直于墙面。最后，RIS元件的反射系数设为 $\rho_k = 0.95$ (对于所有RIS单元)。

对于远场模型而言，漫反射分量比例 r_k ，反射指向性系数 μ_k 对系统的定位精度影响较大，因此，本节设置了三组不同的 (r_k, μ_k) 分别为 $(1, 1), (0.5, 3), (0, 5)$ ，对应漫反射为主导、镜面反射与漫反射共存和镜面反射为主导三种情况。

图4给出了远场模型下不同RIS配置的CRLB对比结果。可以看出，随着反射路径指向性增强，系统定位精度明显提升；在RIS聚焦配置下，接收机接收功率进一步增加，CRLB显著降低。需要指出的是，在低信噪比条件下，由于首次粗定位误差较大，RIS聚焦位置可能偏离真实位置，从而使其性

能不如默认配置。

图5分析了N步定位算法的收敛性能。结果表明，在高信噪比条件下，该算法能够较快收敛并逼近理论CRLB；随着信噪比降低，达到稳定性能所需的迭代次数增加，而在低信噪比条件下，RIS聚焦配置相较默认配置的性能提升有限。

图6比较了近场模型下不同分配策略的CRLB性能。由于近场模型表现出更强的加性增益特性，其CRLB整体低于远场模型。在所比较的策略中，最大总信道增益原则通常能够获得更低的CRLB。

为评估近场模型下RIS对区域定位公平性的影响，图7和图8给出了不同位置上的CRLB分布与相对提升情况。结果显示，RIS辅助能够显著改善边缘与角落区域的定位性能，并整体提升全域CRLB表现。其中，最大总信道增益策略在多数区域内表现更优，而不同策略的空间增益分布仍存在差异。

5 结论

本文针对室内可见光定位系统中视距路径易被遮挡、定位精度受限的问题，提出了一种RIS辅助的VLP系统CRLB优化方法。在远场与近场两种信道模型下，分别研究了RIS的方向优化与分配策略问题。在远场模型中，通过基于PSO和N步定位算法的RIS方向优化方法，显著提升了接收功率与定位精度；在近场模型中，构建了基于强化学习(MERAC)的RIS分配策略，在优化CRLB的同时兼顾了区域公平性；该框架的性能已与两种基准场景进行了比较：未部署RIS的系统 and 采用随机分配方法的RIS辅助系统。仿真结果证明了该方法的优越性，展示了其在定位性能方面的优越性。此外，关键参数的影响，包括正则化参数、RIS元件数量和透射信噪比，也得到了深入研究。本研究为RIS在VLP系统中的应用提供了理论支持与算法基础，未来可进一步探索多用户、动态环境下的RIS协同优化问题。

参考文献

- [1] JOVICIC A, LI Junyi, and RICHARDSON T. Visible light communication: Opportunities, challenges and the path to market[J]. *IEEE Communications Magazine*, 2013, 51(12): 26–32. doi: 10.1109/MCOM.2013.6685754.
- [2] ZHUANG Yuan, HUA Luchi, QI Longning, et al. A survey of positioning systems using visible LED lights[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2018, 20(3): 1963–1988. doi: 10.1109/COMST.2018.2806558.
- [3] Markets and Markets. Indoor location market by component (hardware, solutions, and services), technology (BLE, UWB, Wi-Fi, RFID), application (emergency response

- management, remote monitoring), organization size, vertical, and region - global forecast to 2026[EB/OL]. <https://www.marketsandmarkets.com/Market-Reports/indoor-location-market-989.html>, 2021. (查阅网上资料,未找到本条文献信息,请确认).
- [4] Grand View Research Inc. Visible Light Communication (VLC)/Light fidelity (Li-Fi) market analysis by component (LED, Photodetector, Microcontroller), by application (retail, automotive & transportation, consumer electronics, healthcare, defense & security and aviation) and segment forecasts to 2024[EB/OL]. <https://www.grandviewresearch.com/industry-analysis/visible-light-communication-market>, 2016. (查阅网上资料,未找到本条文献信息,请确认).
- [5] PETROSINO A, STRICCOLI D, ROMANOV O, *et al.* Light fidelity for internet of things: A survey[J]. *Optical Switching and Networking*, 2023, 48: 100732. doi: [10.1016/j.osn.2023.100732](https://doi.org/10.1016/j.osn.2023.100732).
- [6] BOZANIS D, EVGENIDIS N G, PAPANIKOLAOU V K, *et al.* Indoor 3D visible light positioning analysis with channel estimation errors[C]. 2023 30th International Conference on Systems, Signals and Image Processing (IWSSIP), Ohrid, North Macedonia, 2023: 1–4. doi: [10.1109/IWSSIP58668.2023.10180234](https://doi.org/10.1109/IWSSIP58668.2023.10180234).
- [7] MA Shuai, LI Bing, ZHANG Guan jie, *et al.* Centimeter-level 3-D mobile online visible light positioning system with single LED lamp[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2024, 11(1): 418–429. doi: [10.1109/JIOT.2023.3285556](https://doi.org/10.1109/JIOT.2023.3285556).
- [8] CAO Xiaoxiang, ZHUANG Yuan, CHEN Guoliang, *et al.* A visible light positioning system based on a particle filter and deep learning[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2024, 60(3): 2735–2748. doi: [10.1109/TAES.2023.3293781](https://doi.org/10.1109/TAES.2023.3293781).
- [9] LIU Ren, LIANG Zhonghua, YANG Kuo, *et al.* Machine learning based visible light indoor positioning with single-LED and single rotatable photo detector[J]. *IEEE Photonics Journal*, 2022, 14(3): 7322511. doi: [10.1109/jphot.2022.3163415](https://doi.org/10.1109/jphot.2022.3163415).
- [10] SUN Xiao, ZHUANG Yuan, HUAI Jianzhu, *et al.* RSS-based visible light positioning using nonlinear optimization[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2022, 9(15): 14137–14150. doi: [10.1109/JIOT.2022.3156616](https://doi.org/10.1109/JIOT.2022.3156616).
- [11] AKIYAMA T, SUGIMOTO M, and HASHIZUME H. Time-of-arrival-based smartphone localization using visible light communication[C]. 2017 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN), Sapporo, Japan, 2017: 1–7. doi: [10.1109/IPIN.2017.8115904](https://doi.org/10.1109/IPIN.2017.8115904).
- [12] SONER B and COLERI S. Visible light communication based vehicle localization for collision avoidance and platooning[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2021, 70(3): 2167–2180. doi: [10.1109/TVT.2021.3061512](https://doi.org/10.1109/TVT.2021.3061512).
- [13] LI Zhengpeng, QIU Guodong, ZHAO Lei, *et al.* Dual-mode LED aided visible light positioning system under multi-path propagation: Design and demonstration[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2021, 20(9): 5986–6003. doi: [10.1109/TWC.2021.3071469](https://doi.org/10.1109/TWC.2021.3071469).
- [14] ZHANG Kehan, ZHANG Zaichen, and ZHU Bingcheng. Beacon LED coordinates estimator with selected AOA estimators for visible light positioning systems[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2024, 23(3): 1713–1727. doi: [10.1109/TWC.2023.3291416](https://doi.org/10.1109/TWC.2023.3291416).
- [15] ABOAGYE S, NDJONGUE A R, NGATCHED T M N, *et al.* RIS-assisted visible light communication systems: A tutorial[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2023, 25(1): 251–288. doi: [10.1109/COMST.2022.3225859](https://doi.org/10.1109/COMST.2022.3225859).
- [16] ABOAGYE S, NGATCHED T M N, DOBRE O A, *et al.* Intelligent reflecting surface-aided indoor visible light communication systems[J]. *IEEE Communications Letters*, 2021, 25(12): 3913–3917. doi: [10.1109/LCOMM.2021.3114594](https://doi.org/10.1109/LCOMM.2021.3114594).
- [17] GUZMAN B G, CESPEDES M M, JIMENEZ V P G, *et al.* Resource allocation exploiting reflective surfaces to minimize the outage probability in VLC[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2025, 24(7): 5493–5507. doi: [10.1109/twc.2025.3547648](https://doi.org/10.1109/twc.2025.3547648).
- [18] AN Nan, YANG Fang, CHENG Ling, *et al.* IRS-assisted aggregated VLC-RF system: Resource allocation for energy efficiency maximization[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2024, 23(10): 12578–12593. doi: [10.1109/TWC.2024.3393621](https://doi.org/10.1109/TWC.2024.3393621).
- [19] ABDELHADY A M, SALEM A K S, AMIN O, *et al.* Visible light communications via intelligent reflecting surfaces: Metasurfaces vs mirror arrays[J]. *IEEE Open Journal of the Communications Society*, 2021, 2: 1–20. doi: [10.1109/OJCOMS.2020.3041930](https://doi.org/10.1109/OJCOMS.2020.3041930).
- [20] SUN Shiyuan, YANG Fang, SONG Jian, *et al.* Intelligent reflecting surface for MIMO VLC: Joint design of surface configuration and transceiver signal processing[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2023, 22(9): 5785–5799. doi: [10.1109/TWC.2023.3236811](https://doi.org/10.1109/TWC.2023.3236811).
- [21] SUN Wenjing, CHEN Jian, and YU Cangyuan. Indoor receiving signal strength based visible light positioning enabled with equivalent virtual lamps[J]. *Applied Optics*, 2023, 62(17): 4583–4590. doi: [10.1364/AO.482797](https://doi.org/10.1364/AO.482797).
- [22] KOKDOGAN F and GEZICI S. Intelligent reflecting surfaces for visible light positioning based on received power measurements[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2024, 73(9): 13108–13121. doi: [10.1109/TVT.2024.3390178](https://doi.org/10.1109/TVT.2024.3390178).

- [23] KAHSAY L Z, NASER S, ELDEEB H B, *et al.* O-RIS assisted NOMA-VLC system: Integrated positioning and communications[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2025, 14(9): 2703–2707. doi: [10.1109/LWC.2025.3576717](https://doi.org/10.1109/LWC.2025.3576717).
- [24] MARINI F and WALCZAK B. Particle swarm optimization (PSO). A tutorial[J]. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 2015, 149: 153–165. doi: [10.1016/j.chemolab.2015.08.020](https://doi.org/10.1016/j.chemolab.2015.08.020).
- [25] KUMAR A M S, PARTHIBAN K, and SHANKAR S SKUMAR A M S, PARTHIBAN K, and SHANKAR S S. An efficient task scheduling in a cloud computing environment using hybrid Genetic Algorithm-Particle Swarm Optimization (GA-PSO) algorithm[C]. 2019 International Conference on Intelligent Sustainable Systems (ICISS), Palladam, India, 2019: 29–34. doi: [10.1109/ISS1.2019.8908041](https://doi.org/10.1109/ISS1.2019.8908041).
- [26] SHI Y and EBERHART R C. Empirical study of particle swarm optimization[C]. Proceedings of the 1999 Congress on Evolutionary Computation-CEC99 (Cat. No. 99TH8406), Washington, USA, 1999: 1945–1950. doi: [10.1109/CEC.1999.785511](https://doi.org/10.1109/CEC.1999.785511).
- [27] SUTTON R S and BARTO A G. Reinforcement Learning: An Introduction[M]. Cambridge, USA: MIT Press, 1998. (查阅所有网上资料, 未找到本条文献页码信息, 请确认).
- [28] YANG Helin, DU Pengfei, ZHONG Wende, *et al.* Reinforcement learning-based intelligent resource allocation for integrated VLCP systems[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2019, 8(4): 1204–1207. doi: [10.1109/LWC.2019.2911682](https://doi.org/10.1109/LWC.2019.2911682).
- [29] 胡文学, 王泽华, 余成, 等. 基于平面扩展和约束优化的激光惯性SLAM方法[J]. 光电工程, 2024, 51(4): 230279. doi: [10.12086/oe.2024.230279](https://doi.org/10.12086/oe.2024.230279).
- HU Wenxue, WANG Zehua, YU Cheng, *et al.* A laser inertial SLAM approach based on planar expansion and constrained optimization[J]. *Opto-Electron Engineering*, 2024, 51(4): 230279. doi: [10.12086/oe.2024.230279](https://doi.org/10.12086/oe.2024.230279).
- [30] 易卿武, 黄璐, 蔚保国, 等. 面向室内地下遮蔽空间的定位可信性提升方法[J]. 电子与信息学报, 2025, 47(5): 1529–1542. doi: [10.11999/JEIT240870](https://doi.org/10.11999/JEIT240870).
- YI Qingwu, HUANG Lu, WEI Baoguo, *et al.* Methods for enhancing positioning reliability in indoor and underground satellite-shielded environments[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2025, 47(5): 1529–1542. doi: [10.11999/JEIT240870](https://doi.org/10.11999/JEIT240870).
- 张增杰: 男, 硕士生, 研究方向为可见光通信。
吴奇: 男, 博士生, 研究方向为可见光通信。
张剑: 男, 教授, 研究方向为可见光通信, 物理层安全。
段瑞杰: 男, 讲师, 研究方向为可见光通信, 物理层安全。
封云瀚: 男, 本科生, 研究方向为可见光通信。

CRLB Optimization for O-RIS-Assisted VLP Systems

ZHANG Zengjie WU Qi ZHANG Jian DUAN Ruijie FENG Yunhan

(Information Engineering University, Zhengzhou 450007, China)

Abstract:

Objective With the rapid development of indoor location-based services, Visible Light Positioning (VLP) has emerged as a promising high-accuracy positioning technology. The integration of Optical Reconfigurable Intelligent Surfaces (O-RIS) into VLP systems can effectively enhance signal coverage and improve positioning performance. However, optimizing the positioning accuracy and fairness across different user areas in RIS-assisted VLP systems remains a challenging issue. This study focuses on optimizing the Cramer-Rao Lower Bound (CRLB) of the system under both near-field and far-field channel models, aiming to enhance overall positioning precision and fairness through RIS configuration.

Methods Under the far-field channel model assumption, the RIS orientation optimization problem is formulated as a received power maximization problem. A positioning algorithm combining Particle Swarm Optimization (PSO) and N-step iteration is proposed to dynamically adjust the RIS orientation optimally without prior knowledge of the receiver's position. Under the near-field channel model assumption, the allocation problem between RIS elements and LEDs is constructed as a Markov Decision Process (MDP). A reinforcement learning method based on experience replay and knowledge utilization is designed to solve this problem, aiming to minimize the CRLB while ensuring positioning fairness for users in different regions.

Results and Discussions Simulation results demonstrate that the proposed algorithms effectively enhance system positioning performance under both models. In the far-field model, the PSO-based iterative algorithm achieves dynamic optimization of RIS orientation, significantly improving positioning accuracy (Fig. 3). Under

the near-field model, the reinforcement learning approach not only minimizes the CRLB but also considerably improves positioning fairness across the entire area, with a noticeable reduction in performance disparity among users in different zones (Fig. 5, Fig. 6). Comparative experiments show that the proposed methods outperform conventional RIS configuration strategies in terms of both average positioning error and fairness index (Table 1).

Conclusions This paper investigates CRLB optimization methods for O-RIS-assisted VLP systems under near-field and far-field channel models. In the far-field scenario, a PSO-based iterative algorithm is proposed to optimize RIS orientation, enhancing positioning accuracy without requiring prior receiver location information. In the near-field scenario, a reinforcement learning-based approach is designed to optimize RIS element-LED allocation, which effectively minimizes the CRLB and improves positioning fairness across the whole area. Simulation results validate the effectiveness of the proposed algorithms in both models. Future work may consider more practical channel impairments and multi-user scenarios to further improve the robustness and scalability of the system.

Key words: Reconfigurable Intelligent Surface (RIS); Visible Light Positioning (VLP); Cramer-Rao Lower Bound (CRLB); Particle Swarm Optimization (PSO); Reinforcement Learning