

基于接收信号强度差值的自适应感知光源定位系统

朱乐淘¹ 江南忆¹ 王 彬²

(¹ 青海大学能源与电气工程学院, 青海 西宁 810016; ² 青海大学数理学院, 青海 西宁 810016)

摘 要 针对传统可见光定位方法存在空间布局复杂、硬件成本高的局限性, 本文提出了一种基于接收信号强度差值的自适应可见光定位虚拟仿真系统。通过改进朗伯辐射模型的光线信道增益公式, 推导出光强与距离的非线性映射关系, 并创新地融合了局部均值分解降噪算法与自适应扩展卡尔曼滤波算法。仿真结果表明, 在 0.7m 定位范围内, 系统平均定位误差为 1.038cm, 较文献[10]采用的三边测量法提升精度 60.1%。实验的创新性在于: 通过算法优化将传统三边测量法所需的三传感器方案简化为双传感器与单舵机的组合架构, 不仅降低了对多节点空间布局的依赖, 还为小范围高精度无源定位提供了更具成本效益的技术解决方案。

关键词 可见光定位; 无源定位; 接收信号强度差值; 扩展卡尔曼滤波; 虚拟仿真

DOI: 10.27024/j.wlygc.2025.02.10.01

ADAPTIVE PERCEPTION LIGHT SOURCE POSITIONING SYSTEM BASED ON SIGNAL RECEPTION STRENGTH DIFFERENCE

ZHU Letao¹ JIANG Nanyi¹ WANG Bin²

(¹ School of Energy and Electrical Engineering, Qinghai University, Xining, Qinghai 810016;

² School of Mathematics and Physics, Qinghai University, Xining, Qinghai 810016)

Abstract Aiming at the limitations of traditional visible light positioning methods, such as complex spatial layout and high hardware costs, this paper proposes an adaptive visible light positioning virtual simulation system based on the difference in received signal strength. By improving the Lambertian radiation model's optical channel gain formula, a nonlinear mapping relationship between light intensity and distance is derived. The system innovatively integrates the local mean decomposition denoising algorithm with the adaptive extended Kalman filter algorithm. Simulation results show that within a positioning range of 0.7m, the system's average positioning error is 1.038cm, which is 60.1% more accurate than the trilateration method used in reference [10]. The innovation of the experiment lies in the fact that through algorithm optimization, the traditional trilateration method's three-sensor scheme is simplified to a combination of two sensors and a single servo. This not only reduces the dependence on multi-node spatial layout but also provides a more cost-effective technical solution for small-range high-precision passive positioning.

Key words visible light positioning; passive positioning; received signal strength difference; extended Kalman filter; virtual simulation

收稿日期: 2025-02-10; 修回日期: 2025-05-03; 出版日期: 2026-03-30

基金项目: 青海大学实验教育教学研究项目(项目批准号:SYJG202405)。

通信作者: 王彬, qhdxphywb@163.com。

引文格式: 朱乐淘, 江南忆, 王彬. 基于接收信号强度差值的自适应感知光源定位系统[J]. 物理与工程, 2026, 36(2): 186-197.

Cite this article: ZHU L T, JIANG N Y, WANG B. Adaptive perception light source positioning system based on signal reception strength difference[J]. Physics and Engineering, 2026, 36(2): 186-197. (in Chinese)

无源定位是指信号接收端仅通过对信号发射端电磁信号的捕获和处理而实现目标定位的方法,无须信号接收端发送无线电信号进行通信,具有隐蔽性强、抗干扰能力强、精度较高等优势。近年来,随着相关技术的发展,无源定位在各领域的应用场景都愈加广泛,例如交通导航、物流调度、医疗救助以及无人机编队等方面^[1,2],也有诸多学者对其控制算法展开研究^[3]。其中常见的测距定位方法,因定位参量的不同,可分为信号接收角度(AOA)定位算法、信号传播时间(TOA)定位算法、接收信号强度(RSSI)定位算法,也包括基于到达差值的定位方法(DOA),细分为到达时间差(TDOA)定位、到达频率差(FDOA)定位以及到达相位差(PDOA)定位等方法^[4-7]。以上测距定位算法针对节点间某类参量的测量转化为距离信息,有着较高的定位精度,这也是无源定位受到关注的主要原因之一。

在不同场景下,根据定位精度、安全性以及耗能与成本的需求,可采用与之相适应的定位技术,对此已有学者进行了对比与总结^[6]。作为主流的非射频定位技术,可见光光源定位(VLP)常与接收信号强度定位算法相结合,在可见光通信手段(VLC)中通过光电检测端(PD)对接收光强的直接检测而实现^[8],过程简单,技术要求较低,无须增添具有特殊功能的电气设备^[4,9],能规避不必要的电磁干扰,使系统整体功耗较少且成本低廉。目前,可见光定位虽然存在抗干扰性弱的缺点,即易受障碍物遮挡而影响定位精度的问题,但有着适用于小范围定位的可行性,因此可见光定位技术在室内定位系统、光学仪器校准以及辅助照明等领域均有应用。

为计算目标位置的三维笛卡儿坐标,在基于接收信号强度指示的测距定位算法中可选择常见的三边测量定位法(Trilateral Positioning)、三角测试法(Angle of Arrival)以及临近探测法(Cell of Origin)等方法来实现,虽实现机理不同,但最终均通过代数计算得到信号发送端的坐标^[5,6]。但三边测量定位法需要三处已知位置的发射端,发射端固定且相隔一定距离,复杂度较高,捕捉部分远场光源信号的效果不均^[10],要求包括接收端在内四点中的任意三点不共线^[11];三角测试法以到达角度为参量,测量发射端的方位角与仰角等信息^[12],需要高精度的硬件设备^[5],如图像传感器或方位传感器获取角度数据,而常见的高性能

CMOS图像传感器(含摄像头模组)价位多为百元以上,成本较高,且由于视野限制,需调整摆放角度以得到最佳视场;临近探测法根据信号强度与距离的关系,其基于收发两端信号强度检测的结构未涉及坐标解算,仅确定目标位于哪个接收端附近,不能满足精细的定位要求,误差较大^[11]。

本文在虚拟仿真中呈现针对静态可见光点光源定位的双光敏传感器自适应感知自动控制系统。通过舵机模块令旋转臂在平面内转动,使旋转臂两端的光敏电阻传感器模块在不同位置多次接收光信号强度,并将二者确定的光强差值反馈至舵机,直至差值为0时获取相关数据,最终令转轴中心为原点进行点光源三维笛卡儿坐标解算,并返回估计坐标,实现基于接收信号强度到达差值的光源定位。系统创新性地融合局部均值分解降噪(LMD)消除环境噪声干扰,结合扩展卡尔曼滤波(EKF)优化PID控制实现闭环动态调节,并采用牛顿下降法解算点光源三维坐标,将传统三边测量法的多节点几何约束转化为双传感器与单舵机动态基线模型。本文提出的双传感器光源定位方法能够在一定程度上替代三边测量定位法等传统光源定位算法,通过双传感器差值反馈机制降低系统复杂度,从而简化空间布局,减少部署成本,实现准确率较高的点光源定位功能。

1 实验原理

1.1 可见光信道模型

可见光通信系统中,光的接收功率 P_r 代表被照面接收的光通量总功率,光的面元照度 E 代表单位面积光通量,二者存在的线性关系可以表示为

$$P_r = \frac{\phi}{\eta} = \frac{E \cdot S}{\eta} \quad (1)$$

其中, η 为光源光效, S 为光照面积,在实际应用场景下 S 和 η 均为定值。可以看出,若改变系统的光通量大小,其接收功率 P_r 也相应改变,且与面元照度 E 成正比。

在可见光通信领域,任何发射机的光发射角度和任何接收机的光接收角度都是有限的,如图1所示,定义发射机最大发射角度为发射机半功率角(HP),以下称半功率角 $\varphi_{1/2}$,接收机最大接收角度为接收机视场角(FOV),以下称视场角 ψ_c ,表达式为^[8]

$$\text{HP} = \varphi_{1/2} = \tan^{-1} \left(\frac{l_1}{h} \right) \quad (2)$$

$$\text{FOV} = \psi_c = \tan^{-1} \left(\frac{l_2}{h} \right) \quad (3)$$

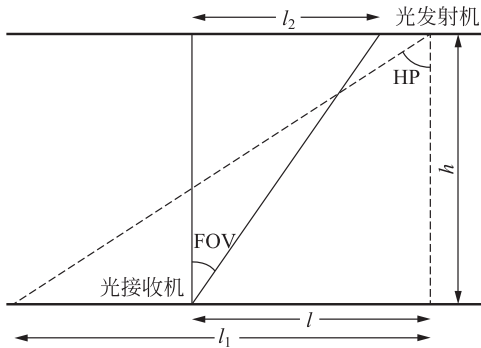


图1 光线收发示意图

公式表明光源位置应当在发射机和接收机的一定测度范围内,否则将造成较大误差。

假定 LED 光源为点光源,作为光发射端模型向自由空间辐射光能,使用的 LED 光源外观为弧面,满足朗伯辐射模式,因此发射端光能分布并非为标准余弦分布,其遵循的表达式为^[5]

$$I(\varphi) = I_0 \cos^m \varphi \quad (4)$$

其中, I_0 为发射端光强的理论最大值, φ 为发射角,由此可知,当光线沿发送端轴向传播时,初始光能最大; m 称为朗伯辐射系数,其值可由半功率角转化得到,表达式为^[13-15]

$$m = -\frac{\ln 2}{\ln \cos \varphi_{1/2}} \quad (5)$$

如图 2 所示,设接收机的入射角为 ψ ,发射机中心与接收机中心之间的距离为光距 d ,根据光照反比平方定律可推导出接收光能公式为

$$I_r(\psi, \varphi, d) = \frac{I(\varphi) \cos \psi}{d^2} \quad (6)$$

传统可见光通信信道模型,即朗伯模型,可由发射机和接收机的相对位置关系和发射端的光照强度推导接收端的光信号强度,也可由接收端的光信号强度和发射端的光照强度反推发射机和接收机的相对位置关系。考虑到光线经反射后的损耗较大,在此仅讨论直射链路信道增益公式,可通

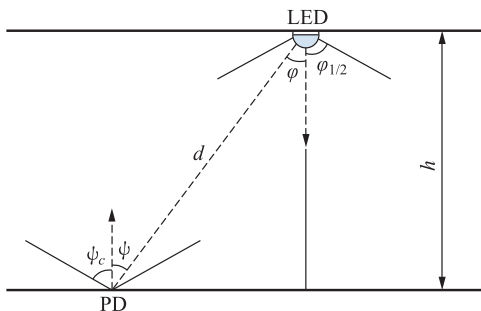


图2 可见光信道模型

过直流增益函数表示为^[13-15]

$$H_{Los} = \begin{cases} \frac{(m+1)A}{2\pi I_0} I_r(\psi, \varphi, d) T(\psi) g(\psi), & 0 \leq \psi \leq \psi_c \\ 0, & \psi > \psi_c \end{cases} \quad (7)$$

其中, A 为光电检测端的物理接收面面积, ψ 为可见光入射角, φ 为可见光发射角,如图 2 所示,二者存在余弦关系 $\cos \varphi = \cos \psi = h/d$, h 为点光源到光电检测端的垂直长度; T 为光滤波增益, g 为光聚能增益, $T(\psi)$ 和 $g(\psi)$ 二者可设为常数^[4]; H_{Los} 称为信道直流增益,定义为接收机信号接收功率 P_r 与发射机信号发射功率 P_t 的比值

$$H_{Los} = \frac{P_r}{P_t} \quad (8)$$

联立式(6)~(8),并由几何关系得到收发功率与相对距离之间的关系表达式为

$$H_{Los} = \frac{P_r}{P_t} = \begin{cases} \frac{(m+1)A}{2\pi} T(\psi) g(\psi) \frac{h^{m+1}}{d^{m+3}}, & 0 \leq \psi \leq \psi_c \\ 0, & \psi > \psi_c \end{cases} \quad (9)$$

由式(9)可知,理论上,当光信号直流增益,即接收功率与发射功率的数值关系已知,可以确定垂直距离变量 h 与两点距离变量 d 之间的函数关系,二者应遵循的限定条件 $h \leq d$ 。

1.2 光敏传感器模块特性

光敏电阻传感器模块是电子设计中常见的器件之一,功能齐全,包括数字信号输出(DO)和模拟信号输出(AO)模块。对于模拟信号输出电路,当内置的光敏电阻受光照射时,因阻值改变而产生的电压经模数转换器(ADC)转换后由 MCU 处理,从而间接判断光照强度。

光敏电阻阻值 R_N 与面元照度 E 并非成严格反比,而是存在指数关系特性,对此结合式(1),定义比例系数 ξ 与照度系数 γ ,得到以下关系

$$R_N = \xi \cdot E^{-\gamma} = \xi \left(\frac{\eta P_r}{S} \right)^{-\gamma} \quad (10)$$

由图 3 电路拓扑结构可知,光敏电阻 R_N 与定值电阻 R_1 串联, $V_{cc} = 3.3V$,稳态时电容 C_2 处于断路状态,模拟信号 AO 引脚电压即为光敏电阻 R_N 的分压。定义图 3 中光敏电阻传感器模块

的模拟信号 AO 为无量纲变量 PD_{AO} , 其参数的变化范围在 $0 \sim 4095$, 与分压成正比。由电路串联关系代入式(10)得到的模拟量计算式为

$$PD_{AO} = 4095 \times \frac{R_N}{R_1 + R_N} = \frac{4095}{\frac{R_1}{\xi} \left(\frac{\eta P_r}{S} \right)^\gamma + 1} \quad (11)$$

$$P_r = \frac{S}{\eta} \sqrt[\gamma]{\frac{\xi}{R_1} (PD_{AO} - 1)} \quad (12)$$

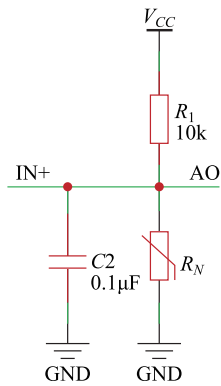


图3 模拟信号输出电路

PD_{AO} 越小, 反映的光强信号就越大, 接收机越接近发射端光源。将式(12)代入式(9), 将常数项整体替代为系数 k , 得到模拟量与相对距离之间的表达式

$$PD_{AO} = \begin{cases} \frac{4095}{k \left(\frac{h^{m+1}}{d^{m+3}} \right)^\gamma + 1}, & 0 \leq \psi \leq \psi_c \\ 4095, & \psi > \psi_c \end{cases} \quad (13)$$

实际操作中, 系数 k 、 γ 由非线性回归拟合得到。由于本文仅涉及虚拟仿真, 二者需根据与实际情况的吻合程度设定, 最终的理论计算值应与实际可能的测量结果基本一致。

2 系统模型与实验步骤

本文基于 Matlab 程序的虚拟仿真设计了静态可见光点光源定位的双光敏传感器自动控制系统, 并对其中的电子器件进行抽象建模, 主要包括: MCU 微控制器、光敏电阻传感器模块、数字舵机模块以及姿态传感器模块。外形结构如图4所示, 以舵机中心为原点构建三维笛卡儿直角坐标系, 待定位点光源置于 $x > 0$ 处, 与旋转臂两端传感器 PD_1 、 PD_2 保持对向平行。光敏电阻传感器模块用于记录其所在位置的物理接收面光照, 并以模拟信号 PD_{AO} 的形式输出; 数字舵机模块采用 PWM 调制, 波形易受供电电压影响, 其转动角度 θ 范围为逆时针 $0^\circ \sim 180^\circ$ (0° 时旋转臂水平), 用于旋转臂在 yOz 平面的转动, 使双传感器的位置发生变化; 姿态传感器模块完成欧拉角的解算, 实现对舵机角度 θ 的精确控制。

步骤流程如图5所示, 现对实验整体步骤进行详细说明。

1) 系数拟合

调控前需对式(13)进行非线性回归拟合, 从而得到系数 k 、 γ 的具体数值。实际做法是将一对光敏电阻传感器模块依次固定于同一位置, 分别记录点光源在不同位置时的坐标和模拟信号 PD_{AO} 的数值, 在 Matlab 软件调用相关函数得到系数的拟合值, 用于最后的数据解算, 而在仿真中系数 k 、 γ 默认已知。

2) 卦限判断

判断点光源所处的卦限能对数据解算的初值设定提供参考依据, 避免出现多解的情况。假设图4中 PD_1 、 PD_2 传感器的模拟信号变量分别为 PD_{AO1} 、 PD_{AO2} 。由于点光源坐标 $x > 0$, 故仅需讨论 y 、 z 正

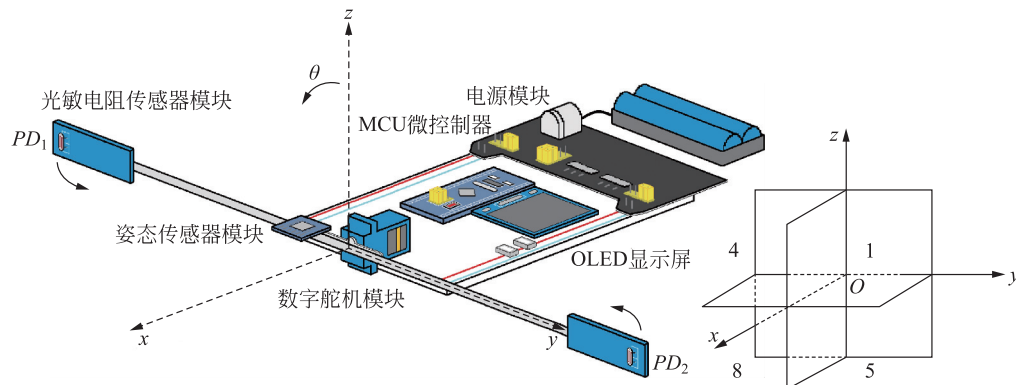


图4 实验装置和卦限说明

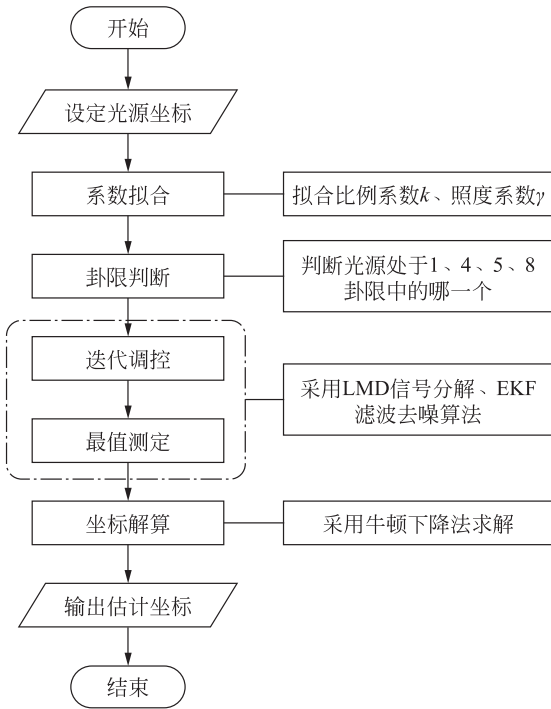


图5 实验流程图

负,光源位于如图4所示的1、4、5、8卦限之一:

若点光源位于第1卦限,则 $\theta=0^\circ$ 时 $PD_{AO1} > PD_{AO2}$, $\theta=90^\circ$ 时 $PD_{AO1} > PD_{AO2}$;

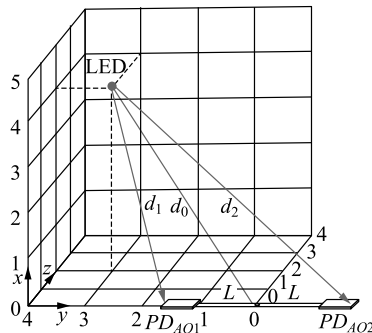
若点光源位于第4卦限,则 $\theta=0^\circ$ 时 $PD_{AO1} < PD_{AO2}$, $\theta=90^\circ$ 时 $PD_{AO1} > PD_{AO2}$;

若点光源位于第5卦限,则 $\theta=0^\circ$ 时 $PD_{AO1} > PD_{AO2}$, $\theta=90^\circ$ 时 $PD_{AO1} < PD_{AO2}$;

若点光源位于第8卦限,则 $\theta=0^\circ$ 时 $PD_{AO1} < PD_{AO2}$, $\theta=90^\circ$ 时 $PD_{AO1} < PD_{AO2}$ 。

3) 迭代调控

迭代调控是指从初始状态调整至稳态,并对



(a)

稳态时舵机角度 θ 和传感器模拟信号 PD_{AO1} 、 PD_{AO2} 进行采样记录。实验采用比例-积分-微分(Proportional-Integral-Derivative, PID)闭环控制算法,设模拟量误差为 $\Delta E = PD_{AO1} - PD_{AO2}$,当 $\Delta E \approx 0$ 时认为调控至稳态,达成结束迭代控制程序的条件。

调控流程如图6、图7所示, L 为旋转半径,比例、积分、微分项的对应系数分别为 k_p 、 k_i 、 k_d 。定义单次给定偏转角度为 θ_{single} ,调控次数为 t ,有如下表达式

$$\theta_{single} = k_p \Delta E(t) + k_i \sum_{i=0}^t \Delta E(i) + k_d [\Delta E(t) - \Delta E(t-1)] \quad (14)$$

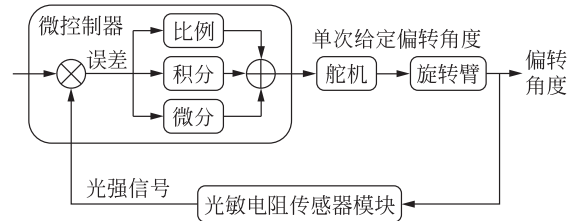


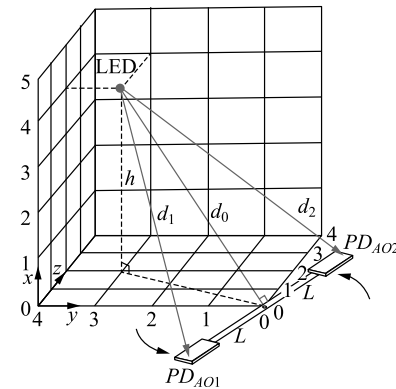
图6 PID闭环控制流程

如图7所示,若 $\Delta E > 0$,舵机顺时针转动,减小光距 d_1 ,增大光距 d_2 ;若 $\Delta E < 0$,舵机逆时针转动,增大光距 d_1 ,减小光距 d_2 ;若 $\Delta E \approx 0$,舵机停止转动,光距 $d_1 \approx d_2$ 。

记点光源估计坐标 $(\hat{x}, \hat{y}, \hat{z})$,如图7(b)所示,若系统处于稳态,可统一光距变量为 $\bar{d} = d_1 = d_2$,由余弦定理化简如下

$$\hat{x}^2 + \hat{y}^2 + \hat{z}^2 + L^2 = \bar{d}^2 \quad (15)$$

柱面坐标系下旋转半径 L 与舵机转动角度 θ



(b)

图7 舵机控制示意图

(a) $PD_{AO1} < PD_{AO2}$; (b) $PD_{AO1} = PD_{AO2}$

可变换为光敏传感器模块物理接收端的笛卡儿直角坐标 y_1, y_2, z_1, z_2 , 由中心对称性质推出 $y_1^2 = y_2^2, z_1^2 = z_2^2$ 。将稳态等量关系 $d_1 = d_2$ 以坐标形式代替, 化简后可得到 $\hat{y}$ 与 $\hat{z}$ 之间存在的线性关系

$$(y_2 - y_1) \hat{y} = (z_1 - z_2) \hat{z} \quad (16)$$

联立式(13)与式(15), 由于 h 与 $\hat{x}$ 二者等价, 令 $h = \hat{x}$ 并替换光距变量 d 以直角坐标表示, 经化简得到如下坐标关系式

$$\left(\left(\frac{4095}{PD_{AO}} - 1 \right) / k \right)^{\frac{2}{\gamma(m+3)}} (\hat{x}^2 + \hat{y}^2 + \hat{z}^2 + L^2) = \hat{x}^{\frac{2(m+1)}{m+3}} \quad (17)$$

其中, $\overline{PD_{AO}}$ 为双传感器模拟量的均值。由式(17)可知, 当光源处于静态, 即笛卡儿坐标固定时, $\overline{PD_{AO}}$ 的非负性质表明其取值唯一, 即系统仅存在唯一调控稳态, 公式也为模拟量 PD_{AO1}, PD_{AO2} 是否完全收敛提供了理论依据。

4) 最值测定

由卦限判断结果, 继上一步骤令舵机顺时针或逆时针偏转 90° 。如图 8 所示, 此时双光敏电阻传感器处于极限位置, 测定的模拟信号分别为场域内的最大值与最小值 PD_{AOmax}, PD_{AOmin} , 结合式(13)由几何关系化简得到

$$\sqrt{\frac{k}{\frac{4095}{PD_{AOmax}} - 1}} \hat{x}^{m+1} = [\hat{x}^2 + (\sqrt{\hat{y}^2 + \hat{z}^2} + L)^2]^{\frac{m+3}{2}} \quad (18)$$

$$\sqrt{\frac{k}{\frac{4095}{PD_{AOmin}} - 1}} \hat{x}^{m+1} = [\hat{x}^2 + (\sqrt{\hat{y}^2 + \hat{z}^2} - L)^2]^{\frac{m+3}{2}} \quad (19)$$

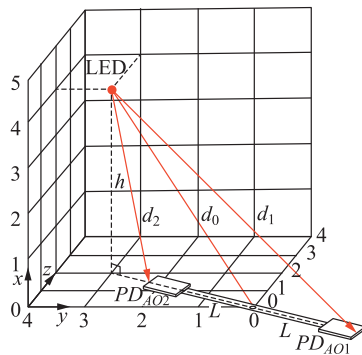


图 8 最值情况示意图

考虑到模拟量 PD_{AO1}, PD_{AO2} 与最值 PD_{AOmax}, PD_{AOmin} 存在一对一映射关系, 为规避不同情况的

分类讨论, 可由式(18)和式(19)直接相加得到最值表达式

$$\begin{aligned} & \left(\sqrt{\frac{k}{\frac{4095}{PD_{AO1}} - 1}} + \sqrt{\frac{k}{\frac{4095}{PD_{AO2}} - 1}} \right) \hat{x}^{m+1} \\ &= [\hat{x}^2 + (\sqrt{\hat{y}^2 + \hat{z}^2} + L)^2]^{\frac{m+3}{2}} + \\ & [\hat{x}^2 + (\sqrt{\hat{y}^2 + \hat{z}^2} - L)^2]^{\frac{m+3}{2}} \quad (20) \end{aligned}$$

式(20)表明了系统模拟量的极限取值情况, 在此情境下, 双光敏电阻传感器的采样为求解提供了重要的数据来源。

综上所述, 在初值条件得以确定的情况下, 根据式(16)、式(17)以及式(20)构成的方程组, 即坐标线性关系、稳态条件以及最值条件方程, 可求解点光源估计坐标 $(\hat{x}, \hat{y}, \hat{z})$, 下一部分将对相关算法进行补充说明。

3 辅助算法

3.1 LMD 信号分解降噪法及改进

局部均值分解法 (Local Mean Decomposition, LMD) 是一种适用于非线性含噪信号的自适应信号分解算法^[16], 能够在不断迭代中将原始信号分解为具有不同幅频特性的单成分信号, 作为其乘积分量函数 (Production Function, PF), 从而有效展示信号在时域与频域中的分布。假设原始信号为 $x(t)$, 经迭代分解, 最终可重构为多阶乘积函数分量 PF 与残余项 $u(t)$ 之和, 即

$$x(t) = \sum_{k=1}^p PF_k(t) + u_p(t) \quad (21)$$

算法通过对序列数据最高频率特征的捕捉, 分析包络与调频特性, 迭代完成对原始数据从高频到低频特征的剥离, 信号处理的具体实现步骤整理为如下表达式

$$\begin{cases} m_i = \frac{n_i + n_{i+1}}{2}, a_i = \frac{|n_i - n_{i+1}|}{2} \\ h_{k1}(t) = u_k(t) - m_{k1}(t) \\ s_{k1} = \frac{h_{k1}(t)}{a_{k1}(t)} \\ a_k(t) = \prod_{i=1}^n a_{ki}(t) \\ PF_k(t) = a_k(t) s_{kn}(t) \\ u_{k+1}(t) = u_k(t) - PF_k(t) \end{cases} \quad (22)$$

式(22)所示的具体步骤如下:

(1) 寻找给定信号 $u_k(t)$ 的所有极值点 n_i , 若初次分解则令 $u_k(t)$ 为 $x(t)$, 计算相邻极值点的均值序列 m_i 和包络估计 a_i , 采用滑动窗口法或三阶样条插值法对二者进行曲线平滑拟合, 得到均值函数 $m_{k1}(t)$ 和包络估计函数 $a_{k1}(t)$ 。

(2) 从信号 $u(t)$ 减去均值函数 $m_{k1}(t)$ 得到剥离函数 $h_{k1}(t)$, 从包络估计函数 $a_{k1}(t)$ 解调 $h_{k1}(t)$, 获取调频信号函数 s_{k1} , 判断其是否为纯频率调制信号。若存在偏差, 则将 $u(t)$ 替换为 s_{k1} 重复式(22)前四式, 直到获取纯频率调制信号 $s_{kn}(t)$ 。

(3) 累乘历次包络估计函数 $a_{ki}(t)$ 得到幅频函数 $a_k(t)$, 再令其乘以纯频率调制信号 $s_{kn}(t)$ 得到反映给定信号高频特征的乘积函数分量 $PF_k(t)$, 并更新反映给定信号一般趋势的残余项 $u_{k+1}(t)$ 。

包络估计值 a_i 在 1 左右波动, 拟合可能出现数值小于 10^{-4} 的样本点, 使 s_{ki} 出现少量离散异常值, 导致在对 $a_{k(i+1)}(t)$ 平滑拟合过程中的异常幅动趋势由离群点向两边扩散, 误差范围扩大, 因此需对 s_{ki} 的离群异常值进行实时处理。本文采用 Z-score 异常数据判别法, 表达式如下

$$Z = \frac{|s_{ki} - \mu|}{\sigma} \quad (23)$$

其中, μ 为序列均值, σ 为序列方差, $Z > 3$ 的样本为异常值, 需滤除并重新线性拟合得到修正 s_{ki} , 改进 LMD 信号分解精度。

对于实验中传感器生成的原始信号, 高频段集中了绝大部分的噪声信息, 而越接近低频段越能反映原始信号真实的变化趋势, 故令前 r 阶分量 $\sum_{k=1}^r PF_k(t)$ 作为干扰项剔除, 保留残余项 $u_r(t)$ 作为真实信号。 r 可采用皮尔逊相关系数确定, 表达式如下

$$\sigma_{PF_k} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (PF_{ki} - \overline{PF_k})^2} \quad (24)$$

$$\sigma_x = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad (25)$$

$$\rho_k = \frac{\sum_{i=1}^n (PF_{ki} - \overline{PF_k})(x_i - \bar{x})}{n \cdot \sigma_{PF_k} \cdot \sigma_x} \quad (26)$$

其中, σ_{PF_k} 为 PF_k 的方差, σ_x 为 x 的方差, ρ_k 为相关系数, 算法需构建关于历次相关系数的序列, 取首次出现极值点的阶数 k 为 r 。对于 k 阶之后的分量, 由于 ρ_k 趋近稳定, 不再与高频噪声序列具有强相关性, 以此作为反映原始信号一般变化

趋势的真实信号。

下面对一段模拟生成的非线性含噪序列分别采用 LMD 方法、中位值平均滤波法(Median-Average Filtering)和经典卡尔曼滤波算法(Kalman Filtering)进行测试, 以检验各降噪方法的效果。

设定 LMD 迭代次数为 10 次, 中位值平均滤波法以每 5 单位为窗口, 卡尔曼滤波算法为一阶, 并设定协方差参数 $Q = 0.01$, $R = 0.1$, 结果如图 9、图 10 所示。可见, 中位值平均滤波法能够较好地剔除尖锐噪声的干扰, 但并未表征信号主体变化的趋势, 存在过多锯齿状波形; 卡尔曼滤波不能有效处理非线性序列数据, 未能实时追踪变化率较大的序列, 信号完全失真; LMD 在 $k=3$ 时相关系数序列达到极值, 后续分量有效反映了信号变化的一般趋势, 可以作为传感器信号在非稳定条件下的降噪方法。

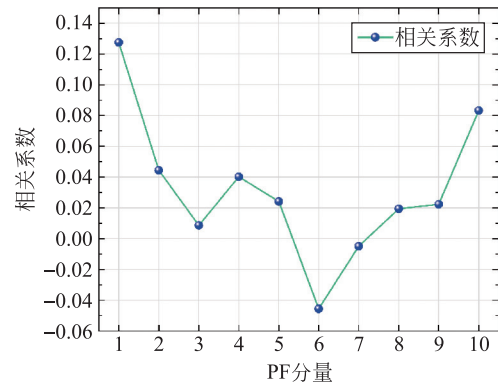


图9 相关系数变化趋势示意图

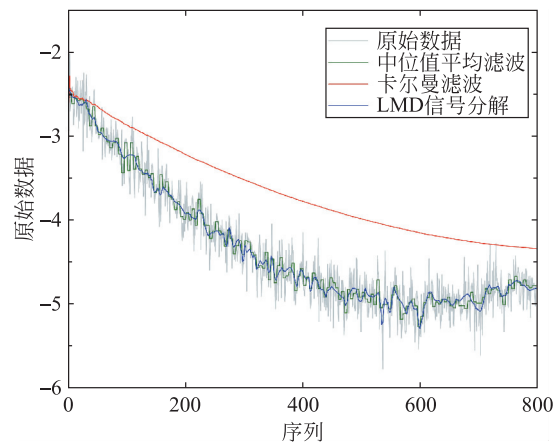


图10 各降噪方法对比

实验过程会受到所在环境噪声的干扰, 影响实际定位的精度, 而对构建的信道模型进行噪声分析表明热噪声和物体反弹噪声占主导地位, 由

于本文仅讨论直射链路信号接收且系统供电电压稳定,故不考虑反弹噪声与电磁干扰影响。热噪声在概率分布上遵循均值为 0 的高斯分布,其方差表达式为

$$\sigma_T^2 = \left(\frac{4KT}{R_L} \right) B_e \quad (27)$$

其中, K 是玻耳兹曼常量, T 是热力学温度, R_L 是放大电路阻抗, B_e 是接收机噪声带宽。在仿真实验中,模拟信号会添加符合高斯分布的随机白噪声 $n(t) \sim N(0, R_{PD})$, 作为实际信号接收的主要误差来源,并通过 LMD 方法降噪。

3.2 EKF 扩展卡尔曼滤波及改进

扩展卡尔曼滤波(Extended Kalman Filter)是一种适用于非线性系统的自回归状态估计算法,通常对系统状态方程进行一阶泰勒展开,利用测量值和观测值的数据融合得到系统参数的最优化估计,实现对系统位置的准确追踪。

针对本文设计的离散自动控制系统,可描述为状态方程与观测方程,定义如下

$$\begin{cases} X(t) = f[X(t-1), u(t)] + w(t) \\ Z(t) = h[X(t)] + v(t) \end{cases} \quad (28)$$

其中, $X(t)$ 、 $Z(t)$ 为 t 时刻状态值与测量值, $u(t)$ 为 t 时刻状态控制量, f 为状态转移函数, h 为测量系统函数, $w(t)$ 、 $v(t)$ 为 t 时刻的过程噪声与测量噪声。

卡尔曼滤波利用 $t-1$ 时刻的最优化估计值预测 t 时刻状态值,并利用 t 时刻测量值修正 t 时刻状态值,计算 t 时刻最优化估计值,循环往复得到最优预测结果。

定义先验估计模型与先验估计协方差模型如下

$$\begin{cases} X(t|t-1) = f[X(t-1|t-1), u(t)] + w(t) \\ P(t|t-1) = F \cdot P(t-1|t-1) \cdot F^T + Q_0 \end{cases} \quad (29)$$

其中, $X(t|t-1)$ 为 t 时刻状态预测值, $X(t-1|t-1)$ 为 $t-1$ 时刻最优化估计值, P 为 X 的协方差矩阵, Q_0 为系统过程协方差矩阵,作为系统预测模型进行状态预测,实现对状态噪声变化的实时追踪。

为得到后验估计值,定义校正模型如下

$$\begin{cases} K(t) = \frac{P(t|t-1) \cdot H^T}{H \cdot P(t|t-1) \cdot H^T + R} \\ X(t|t) = X(t|t-1) + K(t) \cdot [Z(t) - h(X(t-1|t-1))] \\ P(t|t) = [I - K(t) \cdot H] \cdot P(t|t-1) \end{cases} \quad (30)$$

其中, R 为测量噪声方差, $K(t)$ 为 t 时刻的卡尔曼增益, I 为单位矩阵,可通过 K_t 参数修正模型得到 t 时刻的最优化估计值,更新 t 时刻协方差矩阵,实现算法的自回归循环迭代。

实验采用基于非线性信号处理的扩展卡尔曼滤波对舵机角度 θ 去噪,针对式(28)构建简易运动状态模型如下

$$\begin{bmatrix} \theta(t|t-1) \\ \omega(t|t-1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & dt \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \theta(t-1|t-1) \\ \omega(t-1|t-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{dt^2}{2} \\ dt \end{bmatrix} \alpha(t) \quad (31)$$

$$\alpha(t) = \frac{\theta_{single}(t) - \theta_{single}(t-1)}{dt} \quad (32)$$

其中, ω 为舵机角速度, α 为舵机角加速度,由于单次给定偏转角度 θ_{single} 已表征速度量纲,加速度取值为 θ_{single} 的一阶后向差分。

滤波过程基于式(31)和式(32)不断循环直到观测结束,输出最终的最优化估计值 X 作为滤波结果。但在难以完全明确状态模型的前提下,非线性系统可能出现变化率较大,算法难以跟进追踪的问题。为尽可能减小噪声和变化率过大对实验结果的影响,可对系统过程协方差矩阵 Q 进行自适应修正。

$$Q(t|t) = \kappa(t) \cdot Q_0 H^T K^T(t-1) \quad (33)$$

$$\kappa(t) = \exp(|\theta_{single}(t)|/\epsilon) \quad (34)$$

其中, $\kappa(t)$ 为反馈系数,若 θ_{single} 较小, $\kappa(t)$ 趋于 1,表明变化率较小,应增加对运动估计模型的信任;若 θ_{single} 较大, $\kappa(t)$ 呈指数性上升,表明变化率较大,应增加对观测值的信任。 ϵ 为常数值,需根据实验效果自行设定。

实验采用 PID 算法,角度变化近似欠阻尼波形,接近稳态值时会历经多次振荡并伴随一定超调量,下面对模拟生成的欠阻尼序列分别采用改良前后的滤波算法进行测试,取 $Q_0 = 0.01I$, $R = 1$, $\epsilon = 0.3$,结果如图 11 所示。可见,改良前的算法自回归增益调控能力有限,变化率较大时无法追踪实时位置,而变化率较小时存在较明显抖动,而改良后的算法能够较好地解决上述问题。

3.3 牛顿下降法求解

针对系统模型得到的方程,可用牛顿下降法(Newton Method)获取近似数值解,即线性化并迭代非线性方程组,逐步逼近真实解。合并式(16)、

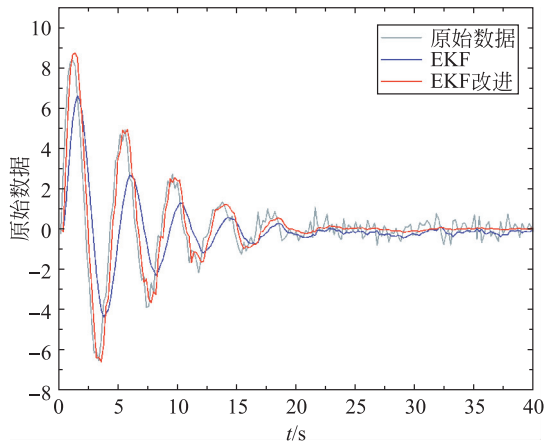


图 11 EKF 改良前后对比

式(17)以及式(20)为三元方程组 $f_i(s)=0$ ($i=1,2,3$),潜在数值解 $s=(\hat{x},\hat{y},\hat{z})^T$,并构建迭代程序如下

$$s^{k+1}=s^k-\nu\left[\frac{\partial f(s^k)}{\partial s}\right]^{-1}f(s^k)\quad(k=0,1,2,\cdots)\tag{35}$$

其中, k 为迭代次数, $f(s^k)=[f_1(s^k),f_2(s^k),f_3(s^k)]^T$, $\left[\frac{\partial f(s^k)}{\partial s}\right]$ 为雅可比矩阵,内部元素为各分量偏导数值,表达式为

$$\left[\frac{\partial f(s^k)}{\partial s}\right]=\begin{bmatrix}\frac{\partial f_1(s^k)}{\partial \hat{x}}&\frac{\partial f_1(s^k)}{\partial \hat{y}}&\frac{\partial f_1(s^k)}{\partial \hat{z}}\\\frac{\partial f_2(s^k)}{\partial \hat{x}}&\frac{\partial f_2(s^k)}{\partial \hat{y}}&\frac{\partial f_2(s^k)}{\partial \hat{z}}\\\frac{\partial f_3(s^k)}{\partial \hat{x}}&\frac{\partial f_3(s^k)}{\partial \hat{y}}&\frac{\partial f_3(s^k)}{\partial \hat{z}}\end{bmatrix}\tag{36}$$

牛顿法的收敛域并非在全球范围,迭代结果依赖于初始数值解的设定,因此考虑引入松弛因子 ν 扩大收敛域范围,取值应使 $\|f(s^{k+1})\|<\|f(s^k)\|$ 在每次迭代中成立,从而减少迭代次数,实现快速收敛,仿真实验中取值 $\nu=0.01$ 。设定的初始数值解 s^0 应遵循卦限判断结果,并尽可能接近原点。

4 仿真实验结果

硬件平台采用 Intel(R) Core(TM) i9-13900HX 处理器,NVIDIA GeForce RTX4060 显卡和 Windows 11 操作系统,程序在 Matlab R2023b 软件中运行。

装置中心置于三维笛卡儿坐标(0,0,0)处,旋转臂在 yOz 平面旋转,光敏电阻传感器物理接收面法线始终与 x 轴同向,接收信号噪声为高斯白噪声。

系数 m,k,γ 的取值不仅依赖于传感器性能,还与所使用的 LED 光源密切相关。实验假设一理想点光源,轴线始终与 x 轴反向平行,其半功率角为 $\varphi_{1/2}=60^\circ$,仿真参数如表 1 所示。

上述参数条件下,变量 $h\sim d$ 关系曲线如图 12 所示,随着模拟量 PD_{AO} 的增大,值域范围逐层增广, h 和 d 之间存在明显区分度,呈现与式(13)相吻合的指数关系,能够验证光照反比平方定律的有效性,与实际物理情况相吻合。不同模拟量下的点光源理论分布如图 13 所示,其等值面由近及远呈球面扩散,与图 12 所呈现的关系曲线具有一致性。

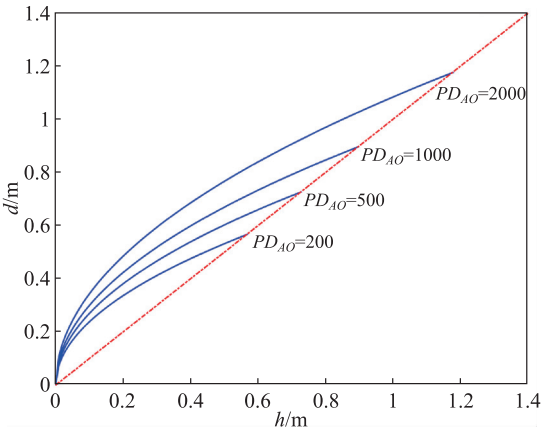


图 12 $h\sim d$ 关系曲线

下面对滤波性能水平进行整体测试。实验设置点光源真实坐标 (x,y,z) 分别为(30,30,30)、

表 1 仿真实验参数

旋转半径 L	接收面积 A	朗伯系数 m	比例系数 k	照度系数 γ	视场角 ϕ_c
0.15m	1cm ²	1	2	2	$\pi/3$
比例系数 k_p	积分系数 k_i	微分系数 k_d	迭代次数	协方差矩阵 Q_0	噪声方差 R
1×10^{-4}	8×10^{-5}	2×10^{-5}	50	0.01I	1

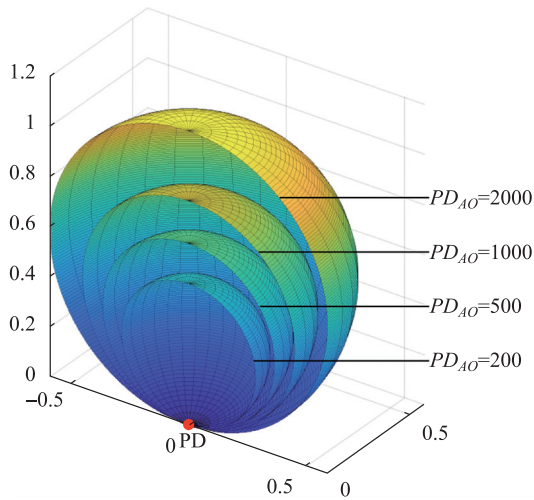


图 13 光敏电阻传感器模拟信号分布

(30, -30, -30)、(20, 35, 50)、(20, 65, 20) 的四个场景,单位为 cm,通过 50 次迭代的改进扩展卡尔曼滤波生成调控序列,结果如图 14~图 17 所示。

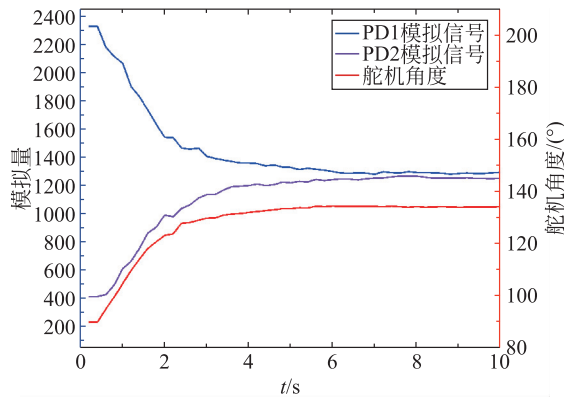


图 14 (30,30,30)坐标动态调控曲线

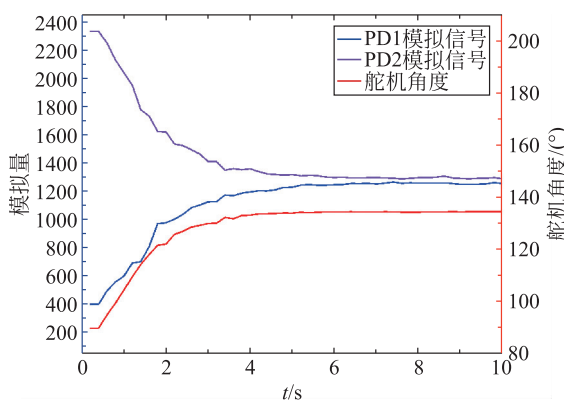


图 15 (30,-30,-30)坐标动态调控曲线

由图 14~17 可知,随着卡尔曼增益和协方差矩阵的自适应调整,模拟量 PD_{AO1} 、 PD_{AO2} 和角度

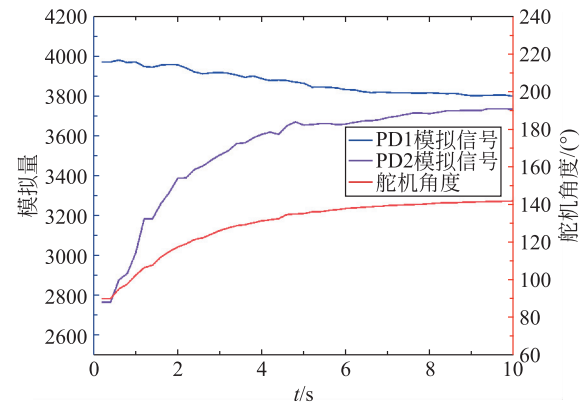


图 16 (20,35,50)坐标动态调控曲线

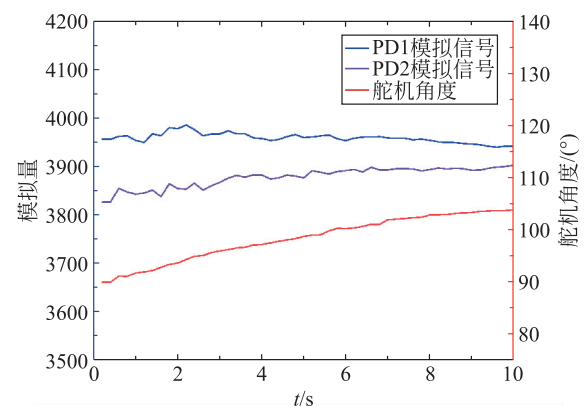


图 17 (20,65,20)坐标动态调控曲线

θ 逐渐收敛至稳态,能将相对误差控制在 $\pm 5\%$ 以内。实验表明,系统模拟生成的高斯噪声会显著影响采样准确度,但通过动态基线模型对系统数据实时更新,结合改良算法中超参数的自适应修正,成功实现采样结果的动态校准,相比无滤波情况能够有效提升采样的准确率,因此认为采用卡尔曼滤波算法能够有效地修正并处理实验数据。

下对点光源坐标进行定位测试,部分结果如表 2 所示,其中坐标点位差求解公式为

$$\Delta S = \sqrt{(\hat{x} - x)^2 + (\hat{y} - y)^2 + (\hat{z} - z)^2} \quad (37)$$

如表 2 所示,坐标误差总体上随发射端与接收端距离的增长而增大,最大误差为 2.8cm,最小误差为 0.29cm,但整体未受噪声干扰而存在突变,反映去噪和滤波算法对传感器测量精度的提升。在规定的测试区间内,坐标误差 ΔS 均低于 5cm,平均定位误差为 1.0cm,相较于文献[10]三边测量定位法仿真实验的平均定位误差 2.6cm 得到一定改进。

表 2 部分调控数据

标号	真实坐标 (x, y, z)/cm	估计坐标 ($\hat{x}, \hat{y}, \hat{z}$)/cm	坐标点位差 ΔS /cm
1	(20,20,20)	(20.86,20.07,20.49)	0.99
2	(20,20,35)	(19.84,19.76,34.96)	0.29
3	(20,20,50)	(20.03,19.42,50.27)	1.2
4	(20,20,65)	(18.71,19.29,63.16)	2.4
5	(20,35,20)	(20.07,34.93,20.27)	0.28
6	(20,35,35)	(20.03,34.68,35.38)	0.50
7	(20,35,50)	(20.09,33.80,50.95)	1.5
8	(20,50,20)	(20.33,50.09,20.87)	0.93
9	(20,50,35)	(21.16,50.37,37.16)	2.5
10	(20,65,20)	(21.16,66.31,22.13)	2.8
11	(35,20,20)	(34.08,19.48,20.51)	1.2
12	(35,20,35)	(34.78,19.60,35.15)	0.48
13	(35,20,50)	(34.78,19.51,50.07)	0.54
14	(35,35,20)	(34.79,34.72,20.41)	0.54
15	(35,35,35)	(35.09,34.68,35.37)	0.50
16	(35,35,50)	(35.33,34.56,50.55)	0.78
17	(35,50,20)	(34.46,49.53,20.43)	0.83
18	(35,50,35)	(35.39,49.76,35.74)	0.87
19	(50,20,20)	(51.01,19.09,20.11)	1.4
20	(50,20,35)	(49.89,19.47,35.28)	0.61
21	(50,35,20)	(49.71,34.73,20.56)	0.69
22	(50,35,35)	(50.75,34.63,35.40)	0.93
23	(65,20,20)	(65.80,19.00,20.05)	1.3

5 结语

本文系统探讨了无源定位技术体系下可见光定位(VLP)在静态点光源检测中的创新应用。通过融合局部均值分解降噪(LMD)与扩展卡尔曼滤波(EKF),构建了抗干扰能力更强的光强信号处理通道。核心突破在于将传统三边测量定位法依赖的多节点几何约束,通过牛顿下降法转化为双传感器动态基线模型,利用旋转臂连续位姿下的差值信息实现三维坐标解耦计算。实验表明,该融合算法架构在简化硬件布局、降低部署成本的同时,仍能保持厘米级定位精度。本文为可见光定位技术提供了从信号处理、动态控制到坐标解算的全链条创新方案,特别是在传统三边测量

定位法的工程适配性改进方面展现出重要价值。

参 考 文 献

[1] 孙奕髦,徐屹淮,唐北川,等. 近远场统一定位模型:基于子空间的方法与局限性分析[J]. 电子学报,2023,51(8):2134-2143.
SUN Y M, XU Y H, TANG B C, et al. Unified Model for Near and Far Field Localization: Subspace-Based Solution and Limitations Analysis[J]. Acta Electronica Sinica, 2023, 51(8): 2134-2143. (in Chinese)

[2] 郭振羽,胡伟东,张凯旗,等. 基于 AOA 双站交叉定位的 GDOP 计算[C]//中国电子学会. 2024 年全国微波毫米波会议论文汇编(下册). 北京理工大学:北京理工大学(珠海), 2024:3.
GUO Z Y, HU W D, ZHANG K Q, et al. GDOP Calculation Based on AOA Dual-Station Cross-Location[C]//Chinese Institute of Electronics. In Proceedings of the 2024 National Conference on Microwave and Millimeter Wave (Vol. 2). Beijing Institute of Technology: Beijing Institute of Technology (Zhuhai), 2024:3. (in Chinese)

[3] 程根松,李琳. 无人机编队无源定位技术概况[J]. 中国科技信息,2024(24):39-41.
CHENG Y S, LI L. Survey of UAV formation passive location technology[J]. China Science and Technology Information, 2024(24): 39-41. (in Chinese)

[4] 冯越,冯莉芳,金建力,等. 基于区域划分的自适应可见光定位算法研究[J]. 光子学报,2022,51(3):223-235.
FENG Y, FENG L F, JIN J L, et al. Adaptive Visible Light Location Algorithm Based on Region Division[J]. Acta Photonica Sinica, 2022, 51(3): 223-235. (in Chinese)

[5] 关帅棠. 室内可见光定位系统光源布局特性与实现机制研究[D]. 北京:北京邮电大学,2021.
GUAN S T. Research on layout characteristics of light sources and realization mechanism in indoor visible light positioning system[D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2021. (in Chinese)

[6] 田旭宇. 基于成像传感器的可见光室内定位技术研究[D]. 长春:长春理工大学,2020.
TIAN X Y. Research on visible light indoor positioning technology based on imaging sensor [D]. Changchun: Changchun University of Science and Technology, 2020. (in Chinese)

[7] 明鑫峰. PDOA/AOA 室内定位精度影响因素研究[D]. 成都:电子科技大学,2024.
MING X F. Research on Factors Affecting the Accuracy of PDOA/AOA Indoor Localization[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2024. (in Chinese)

[8] 沈芮. 可见光定位技术及光源阵列布局优化研究[D]. 郑州:中国人民解放军信息工程大学,2014.

- SHEN R. Research on Visible Light Communication Positioning technology and Light Source Layout Optimization [D]. Zhengzhou: Information Engineering University, 2014. (in Chinese)
- [9] 冯人海,常燕燕,葛磊蛟,等. 基于可见光携能通信的线性迭代定位算法[J]. 天津大学学报(自然科学与工程技术版), 2021, 54(4): 411-417.
- FENG R H, CHANG Y Y, GE L J, et al. Linear Iterative Location Algorithm Based on Visible Light Energy Carrying Communication[J]. Journal of Tianjin University (Science and Technology), 2021, 54(4): 411-417. (in Chinese)
- [10] 董文杰,王旭东,吴楠,等. 基于LED光强的室内可见光定位系统的实现[J]. 光通信技术, 2017, 41(3): 12-15.
- DONG W J, WANG X D, WU N, et al. Realization on indoor visible light positioning system based on LED light intensity [J]. Optical Communication Technology, 2017, 41(3): 12-15. (in Chinese)
- [11] 张渤. 可见光室内定位若干关键技术的研究[D]. 北京: 北京邮电大学, 2023.
- ZHANG B. Study on key techniques of indoor visible light positioning technology [D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2023. (in Chinese)
- [12] 陈俊波. 基于朗伯模型优化的可见光室内定位神经网络算法研究[D]. 西安: 西安工业大学, 2023.
- CHEN J B. Research on neural network algorithm of visible light indoor location based on lambert model optimization [D]. Xi'an: Xi'an Technological University, 2023. (in Chinese)
- [13] 胡键. 室内动态场景中点云辅助的可见光通信信道建模方法研究[D]. 南昌: 南昌大学, 2024.
- HU J. VLC Channel Modeling Assisted by Point Cloud in Indoor Dynamic Scenes [D]. Nanchang: Nanchang University, 2024. (in Chinese)
- [14] 卢宇希,张慧颖,梁誉,等. 基于GAN指纹库的卷积神经网络室内可见光信道模型[J]. 光电子·激光, 2023, 34(11): 1201-1209.
- LU Y X, ZHANG H Y, LIANG Y, et al. Convolutional neural network indoor visible light channel model based on GAN fingerprint database [J]. Journal of Optoelectronics · Laser, 2023, 34(11): 1201-1209. (in Chinese)
- [15] 雷思捷,胡晓莉,秦岭,等. 井下可见光信道建模与应用的研究[J]. 中国激光, 2023, 50(11): 288-298.
- LEI S J, HU X L, QIN L, et al. Research on Modeling and Application of Downhole Visible Light Channel [J]. Chinese Journal of Lasers, 2023, 50(11): 288-298. (in Chinese)
- [16] 何明,方巍,孙瑞亮,等. 基于MOMEDA与LMD的往复压缩机活塞杆沉降信号故障特征提取方法研究[J]. 流体机械, 2024, 52(11): 72-78.
- HE M, FANG Y, SUN R L, et al. Research on fault feature extraction method for reciprocating compressor piston rod settlement signal based on MOMEDA and LMD [J]. Fluid Machinery, 2024, 52(11): 72-78. (in Chinese)
- [17] 张新杰,单文桃,王鑫,等. 基于自适应EKF的永磁同步电主轴无感控制[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2025(2): 153-157, 162.
- ZHANG X J, SHAN W T, WANG X, et al. Senseless control of permanent magnet synchronous electric spindle based on adaptive EKF [J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2025(2): 153-157, 162. (in Chinese)