

## 井下可见光信道建模与应用的研究

雷思捷<sup>1</sup>, 胡晓莉<sup>1\*</sup>, 秦岭<sup>1\*\*</sup>, 王凤英<sup>2</sup>, 王倩<sup>1</sup><sup>1</sup>内蒙古科技大学信息工程学院, 内蒙古 包头 014010;<sup>2</sup>内蒙古科技大学工程训练中心, 内蒙古 包头 014010

**摘要** 为了对复杂矿井环境下的可见光通信进行研究,提出一种基于点云数据的矿井可见光信道模型构建方法。在传统信道模型的基础上,将不规则石壁和接收端随机倾斜两大因素添加进信道模型中,并基于墙面点云数据,利用逐点插入法对反射面元进行划分,弥补理论信道模型缺乏与真实数据结合的缺陷。在应用阶段,采用遗传算法优化反向传播(BP)神经网络的定位算法,将信道模型应用于可见光定位,在可见光定位中考虑一次反射和接收端倾斜的影响。仿真结果表明:在 5.0 m×4.0 m×3.5 m 的矿井巷道环境下,与传统信道模型相比,使用基于点云数据的矿井信道模型时,一次反射平均贡献比增大了 1 倍,约为 29.48%,均方根定位误差为 13.4 cm。一次反射和接收端倾斜会对定位精度造成显著影响。基于点云数据的矿井信道模型为井下可见光通信和定位的研究提供了一种有效途径。

**关键词** 光通信; 可见光通信; 矿井; 三维点云; 信道模型; 可见光定位

**中图分类号** TN929.12

**文献标志码** A

**DOI:** 10.3788/CJL221335

## 1 引言

可见光通信(VLC)具有无电磁辐射、不受无线电干扰、实现成本低等优点,能用于矿井这类对电磁辐射有严格要求的区域,同时还兼具照明、通信、定位等功能,既能保证井下的高速通信,又能实现高精度定位<sup>[1-3]</sup>。

目前关于可见光通信和可见光定位(VLP)的研究大多针对室内环境,采用传统的 VLC 信道模型。与被广泛研究的室内环境相比,矿井中凹凸不平的石壁、接收端的倾斜、粉尘和障碍物等多种因素都会对可见光通信质量和定位精度造成影响。文献[4]针对室内环境,提出了一种基于遗传算法优化极限学习机的定位算法,实现了毫米级定位,但其实验是在较理想的情况下进行的,缺乏对现实干扰因素的考虑。文献[5]提出了一种基于指纹矩阵稀疏重构的三维定位算法,利用边界修正算法降低了多径反射的影响,但是该文献对多径反射的研究仅限于边界处,没有对整个定位区域进行考虑。文献[6]提出了一种基于粒子群优化压缩感知的定位算法,解决了基于压缩感知的定位需要高密度发光二极管(LED)布局的问题,但是该文献没有对多径反射等干扰因素进行考虑。文献[7]针对矿井环境进行了信道建模,考虑了不平整墙面、粉尘等因素对 VLC 的

影响,但对不平整墙面进行研究时,墙面反射元的倾斜角度是随机设定的,缺乏与墙面真实数据的结合。文献[8]提出了一种收发端反向的矿井 VLP 系统,利用一系列光电探测器(PD)和惯性导航来实现定位,解决了光信号传输不可靠导致的无法定位的问题,但未考虑反射的干扰。

综上所述,在目前针对矿井环境的 VLC 和 VLP 研究中,虽然对矿井典型特征、真实墙面粗糙度和多径反射等影响因素进行了相关研究,但考虑还不够全面,尤其在信道模型中同时考虑多种影响因素这一方面,还具有较大的研究空间。因此,本文针对不平整石壁、接收端倾斜和多径反射这三个影响因素对信道进行了建模。为了使真实数据与理论模型结合,本文在模型构建过程中,将点云技术用于反射面元的划分,构建了一种结合墙面真实数据的 VLC 信道模型,并结合遗传算法优化反向传播(BP)神经网络(GA-BP)的定位算法将所构建的信道模型应用于可见光定位中,对模型的有效性进行了验证,进一步探讨了一次反射和接收端倾斜对定位精度的影响。

## 2 传统 VLC 信道模型

在传统室内 VLC 信道模型中,将满足朗伯辐射模式的 LED 光源视作发射机,光电探测器作为接收机。

收稿日期: 2022-10-17; 修回日期: 2022-11-17; 录用日期: 2022-11-25; 网络首发日期: 2023-01-04

基金项目: 国家自然科学基金(62161041)、内蒙古自然科学基金(2022MS06012)、内蒙古关键技术攻关项目(2021GG0104)

通信作者: \*hxl7756@163.com; \*\*qinling1979@imust.edu.cn

以第  $i$  个 LED 和第  $j$  个 PD 为例, 设 PD 的接收面积为  $A$ , 则视距 (LOS) 链路的信道增益<sup>[9]</sup> 可表示为

$$H_{\text{LOS}} = \frac{(m+1)A}{2\pi d_{ij}^2} \cos^m(\phi_{ij}) \cos(\theta_{ij}) G(\theta_{ij}) \text{rect}\left(\frac{\theta_{ij}}{\Omega}\right), \quad (1)$$

式中:  $d_{ij}$  是 LED 和 PD 之间的距离;  $\phi_{ij}$  是 LED 辐射角;  $\theta_{ij}$  是 LOS 链路的接收机入射角;  $\Omega$  是接收机视角角; 当  $0 \leq \theta_{ij} \leq \Omega$  时,  $\text{rect}(\theta_{ij}/\Omega) = 1$ , 否则为 0;  $m$  是朗伯辐射模式数, 与 LED 的半功率半角 ( $\Phi_{1/2}$ ) 有关;  $G(\theta_{ij})$  是 PD 上滤光器和聚光器的联合增益, 即  $G(\theta_{ij}) =$

$T(\theta_{ij})g(\theta_{ij})$ , 其中聚光器增益  $g(\theta_{ij})$  与折射率 ( $n$ ) 的关系为

$$g(\theta_{ij}) = \begin{cases} \frac{n^2}{\sin^2(\Omega)}, & 0 \leq \theta_{ij} \leq \Omega \\ 0, & \theta_{ij} > \Omega \end{cases}. \quad (2)$$

分别用  $\theta_{iw}$  和  $\phi_{wj}$  表示墙壁微小面元  $w$  的入射角和辐射角,  $\theta_{wj}$  是非视距 (NLOS) 链路的接收机入射角。设 LED 与墙壁面元之间的距离为  $d_{iw}$ , 墙壁面元与 PD 相距  $d_{wj}$ , 则一次反射的信道增益表达式<sup>[7]</sup> 为

$$H_{\text{NLOS}}^{(1)} = \frac{(m+1)A}{2\pi} \sum_{w=1}^W \frac{\Delta A_w \rho}{d_{iw}^2 d_{wj}^2} \cos^m(\phi_{iw}) \cos(\theta_{iw}) \cos(\phi_{wj}) \cos(\theta_{wj}) G(\theta_{wj}) \text{rect}\left(\frac{\theta_{wj}}{\Omega}\right), \quad (3)$$

式中:  $W$  和  $\Delta A_w$  分别为墙壁微小面元的总数和面积;  $\rho$  为墙面反射系数。

### 3 矿井 VLC 信道模型

设第  $i$  个 LED 的坐标为  $(x_i, y_i, z_i)$ , 第  $j$  个 PD 的坐标为  $(x_j, y_j, z_j)$ , 墙壁微小面元  $w$  的坐标为  $(x_w, y_w, z_w)$ , 分别对倾斜接收端和不平坦石壁进行分析。

#### 3.1 随机倾斜接收端

本文将 PD 垂直向上固定在矿工安全帽顶部, 随着矿工的身体活动, PD 将发生不同方向的随机倾斜, 如图 1 所示。以第  $j$  个 PD 为例, PD 垂直向上时的单位法向量为  $\mathbf{n}_j = (0, 0, 1)$ , 倾斜后法向量由  $\mathbf{n}_j$  变为  $\mathbf{n}_j^{\text{incl}}$ ,  $\mathbf{n}_j^{\text{incl}}$  是  $\mathbf{n}_j$  的平面投影, 将  $\mathbf{n}_j^{\text{incl}}$  与  $z$  轴的夹角记作  $\alpha_z$ ,  $\mathbf{n}_j^{\text{incl}}$  与  $x$  轴的夹角记作  $\beta_x$ , 则  $\mathbf{n}_j^{\text{incl}} = [\sin(\alpha_z) \cos(\beta_x), \sin(\alpha_z) \sin(\beta_x), \cos(\alpha_z)]$ , 其中,  $\alpha_z$  的取值区间为  $0 \sim 180^\circ$ , 旋转角  $\beta_x$  的取值范围是  $0 \sim 360^\circ$ 。

当 PD 的法向量发生倾斜后, LOS 链路和 NLOS 链路在传统信道模型中的接收机入射角将受到影响, 图 2 是考虑 PD 随机倾斜后的信道模型, LOS 链路和 NLOS 链路的接收机入射角分别由  $\theta_{ij}$ 、 $\theta_{wj}$  变为  $\theta_{ij}^{\text{incl}}$  和  $\theta_{wj}^{\text{incl}}$ :

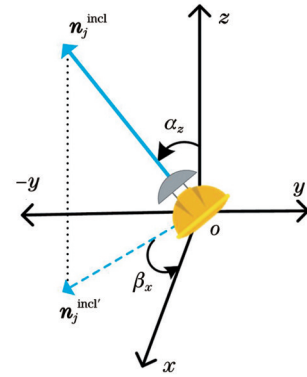


图 1 接收端倾斜模型

Fig. 1 Receiver tilt model

$$\begin{cases} \theta_{ij}^{\text{incl}} = \arccos\left(\frac{\mathbf{V}_{ji} \cdot \mathbf{n}_j^{\text{incl}}}{\|\mathbf{V}_{ji}\| \|\mathbf{n}_j^{\text{incl}}\|}\right) \\ \theta_{wj}^{\text{incl}} = \arccos\left(\frac{\mathbf{V}_{jw} \cdot \mathbf{n}_j^{\text{incl}}}{\|\mathbf{V}_{jw}\| \|\mathbf{n}_j^{\text{incl}}\|}\right) \end{cases}, \quad (4)$$

式中:  $\|\mathbf{n}_j^{\text{incl}}\| = 1$ ;  $\mathbf{V}_{ji}$  和  $\mathbf{V}_{jw}$  分别为由 PD 指向 LED 和墙壁面元的向量, 利用 LED、PD 和面元的坐标可得  $\mathbf{V}_{ji} = (x_i - x_j, y_i - y_j, z_i - z_j)$ ,  $\mathbf{V}_{jw} = (x_w - x_j, y_w - y_j, z_w - z_j)$ 。

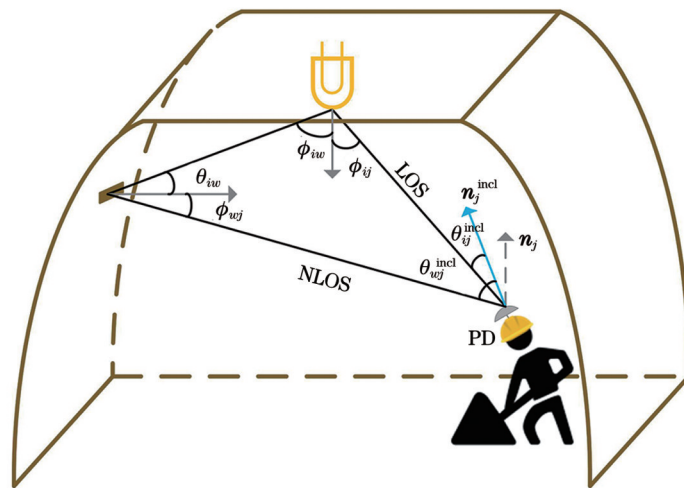


图 2 倾斜接收端信道模型

Fig. 2 Tilted receiver channel model

将传统 VLC 信道模型中的  $\theta_{ij}$  和  $\theta_{wj}$  替换为 PD 倾斜后的  $\theta_{ij}^{incl}$  和  $\theta_{wj}^{incl}$ , 即可得到 PD 处于倾斜状态时的信道增益表达式。

### 3.2 不平坦石壁

考虑不平坦石壁时, VLC 信道模型中的所有石壁反射面元都将处于不同平面, 因此每个反射面元的法向量都指向不同方向, 矿井信道模型示意图如图 3 所

示, 分别用  $\mathbf{n}_w$ 、 $\mathbf{n}_w^{incl}$  表示传统信道模型和考虑壁面凹凸度后的反射面元法向量。可以看出, 与  $\mathbf{n}_w$  相比,  $\mathbf{n}_w^{incl}$  基于壁面凹凸情况发生了相应的倾斜, 后文将结合壁面点云数据对  $\mathbf{n}_w^{incl}$  的计算进行具体讲解。因此, 传统信道模型中反射面元  $w$  的入射角  $\theta_{iw}$  和辐射角  $\phi_{wj}$  都受到  $\mathbf{n}_w^{incl}$  的影响而发生改变, 分别改写为  $\theta_{iw}^{incl}$  和  $\phi_{wj}^{incl}$ , 它们的数学表达式为

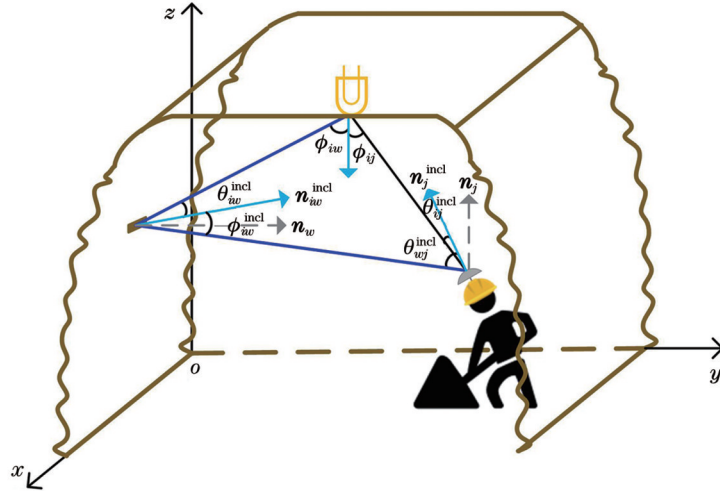


图 3 矿井信道模型

Fig. 3 Mine channel model

$$\begin{cases} \theta_{iw}^{incl} = \arccos \left( \frac{\mathbf{V}_{wi} \cdot \mathbf{n}_w^{incl}}{\|\mathbf{V}_{wi}\| \|\mathbf{n}_w^{incl}\|} \right) \\ \phi_{wj}^{incl} = \arccos \left( \frac{\mathbf{V}_{wj} \cdot \mathbf{n}_w^{incl}}{\|\mathbf{V}_{wj}\| \|\mathbf{n}_w^{incl}\|} \right) \end{cases}, \quad (5)$$

式中:  $\|\mathbf{n}_w^{incl}\| = 1$ ;  $\mathbf{V}_{wi}$  和  $\mathbf{V}_{wj}$  分别为由反射面元指向 LED

和 PD 的向量, 利用 LED、PD 和面元的坐标可得  $\mathbf{V}_{wi} = (x_i - x_w, y_i - y_w, z_i - z_w)$ ,  $\mathbf{V}_{wj} = (x_j - x_w, y_j - y_w, z_j - z_w)$ 。

利用  $\theta_{iw}^{incl}$  和  $\phi_{wj}^{incl}$  替换传统信道模型中的  $\theta_{iw}$  和  $\phi_{wj}$ , 结合上文, 可得考虑 PD 随机倾斜和不平坦石壁的矿井 VLC 信道模型, 其 LOS 链路和一次反射的信道增益表达式为

$$\begin{cases} H_{LOS} = \frac{(m+1)A}{2\pi d_{ij}^3} \cos^m(\phi_{ij}) G(\theta_{ij}^{incl}) \text{rect}\left(\frac{\theta_{ij}^{incl}}{\Omega}\right) \times \\ \quad \left\{ (x_i - x_j, y_i - y_j, z_i - z_j) \left[ \sin(\alpha_z) \cos(\beta_x), \sin(\alpha_z) \sin(\beta_x), \cos(\alpha_z) \right] \right\} \\ H_{NLOS}^{(1)} = \frac{(m+1)A}{2\pi} \sum_{w=1}^W \frac{\Delta A_w \rho}{d_{iw}^2 d_{wj}^3} \cos^m(\phi_{iw}) \cos(\theta_{iw}^{incl}) \cos(\phi_{wj}^{incl}) G(\theta_{wj}^{incl}) \text{rect}\left(\frac{\theta_{wj}^{incl}}{\Omega}\right) \times \\ \quad \left\{ (x_w - x_j, y_w - y_j, z_w - z_j) \left[ \sin(\alpha_z) \cos(\beta_x), \sin(\alpha_z) \sin(\beta_x), \cos(\alpha_z) \right] \right\} \end{cases}. \quad (6)$$

## 4 基于点云数据的面元法向量计算

### 4.1 坐标系转换

本文利用双目相机对真实墙体表面进行数据采集, 得到基于相机坐标系的墙面三维点云坐标, 为了后续利用点云数据对反射面元法向量进行计算, 需要将数据由相机坐标系转换为世界坐标系。

相机坐标系以光心为原点,  $z$  轴与光轴重合指向相机正前方, 世界坐标系可根据情况自行设定, 用于描

述目标物体在现实世界中的坐标, 本文设定的世界坐标系已由图 3 给出。由于相机坐标系和世界坐标系都满足右手定则, 因此可通过刚体变换进行转换。用  $(x_c, y_c, z_c)$  和  $(x_w, y_w, z_w)$  分别表示某点在相机坐标系和世界坐标系中的坐标, 它们之间的转换表达式<sup>[10-11]</sup>为

$$\begin{bmatrix} x_w \\ y_w \\ z_w \end{bmatrix} = \mathbf{R}_{c-w} \times \begin{bmatrix} x_c \\ y_c \\ z_c \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} T_x \\ T_y \\ T_z \end{bmatrix}, \quad (7)$$

式中:  $\mathbf{T} = [T_x, T_y, T_z]^T$  为平移矩阵;  $\mathbf{R}_{c-w} = \mathbf{r}_x \times \mathbf{r}_y \times$

$\mathbf{r}_z$  为旋转矩阵, 其中  $\mathbf{r}_x$ 、 $\mathbf{r}_y$  和  $\mathbf{r}_z$  分别是以  $x$  轴、 $y$  轴和  $z$  轴为旋转轴的旋转矩阵。设旋转角为  $\varphi$ , 当坐标系逆时针旋转时  $\varphi$  为正值, 反之则为负值。 $\mathbf{r}_x$ 、 $\mathbf{r}_y$  和  $\mathbf{r}_z$  的具体表达式为

$$\begin{cases} \mathbf{r}_x = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos(\varphi) & \sin(\varphi) \\ 0 & -\sin(\varphi) & \cos(\varphi) \end{bmatrix} \\ \mathbf{r}_y = \begin{bmatrix} \cos(\varphi) & 0 & -\sin(\varphi) \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin(\varphi) & 0 & \cos(\varphi) \end{bmatrix} \\ \mathbf{r}_z = \begin{bmatrix} \cos(\varphi) & \sin(\varphi) & 0 \\ -\sin(\varphi) & \cos(\varphi) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \end{cases} \quad (8)$$

#### 4.2 平面预处理

为了将真实墙壁作为图 3 仿真场景中的两侧墙面, 需要从墙面点云图像中提取出与仿真空间尺寸吻合的区域, 然后对提取区域进行方位校正, 使点云图像平行于目标平面即世界坐标系的  $xz$  平面, 其法向量为  $\mathbf{n}_{xz} = (0, 1, 0)$ 。本文采用最小二乘法对点云数据进行平面拟合并计算法向量  $\mathbf{n}_{pla}^{[12]}$ 。

设平面方程的表达式为

$$z = ax + by + c, \quad (9)$$

式中:  $a$ 、 $b$ 、 $c$  为平面拟合参量。

为了进一步求解, 将式(9)改写为最小二乘法的矩阵形式:

$$\mathbf{A}\mathbf{X} = \mathbf{Y}, \quad (10)$$

式中:  $\mathbf{A}$ 、 $\mathbf{X}$  和  $\mathbf{Y}$  的表达式为

$$\begin{cases} \mathbf{A} = \begin{bmatrix} x_1 & y_1 & 1 \\ x_2 & y_2 & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ x_n & y_n & 1 \end{bmatrix} \\ \mathbf{X} = \begin{bmatrix} a \\ b \\ c \end{bmatrix} \\ \mathbf{Y} = \begin{bmatrix} z_1 \\ z_2 \\ \vdots \\ z_n \end{bmatrix} \end{cases}, \quad (11)$$

式中:  $(x_1, y_1, z_1), \dots, (x_n, y_n, z_n)$  是输入的第 1,  $\dots$ ,  $n$  个点云数据。

由正规方程组的解可求得  $\mathbf{X}$ :

$$\mathbf{X} = (\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^T \mathbf{Y}. \quad (12)$$

已知  $a$  和  $b$ , 则法向量  $\mathbf{n}_{pla}$  可表示为

$$\mathbf{n}_{pla} = \left( \frac{a}{\sqrt{a^2 + b^2 + 1}}, \frac{b}{\sqrt{a^2 + b^2 + 1}}, \frac{-1}{\sqrt{a^2 + b^2 + 1}} \right). \quad (13)$$

由  $\mathbf{n}_{pla}$  和  $\mathbf{n}_{xz}$  可求得旋转向量  $\mathbf{r}_{pla-xz} = \mathbf{n}_{pla} \times \mathbf{n}_{xz}$ , 旋转角  $\varphi_{pla-xz} = \arccos(\mathbf{n}_{pla} \cdot \mathbf{n}_{xz})$ , 根据罗德里格斯方法将  $\mathbf{r}_{pla-xz}$  转换为旋转矩阵  $\mathbf{R}_{pla-xz}$ , 对点云坐标左乘  $\mathbf{R}_{pla-xz}$  即可得到校正后的点云数据。

#### 4.3 反射面元划分及法向量计算

在传统信道模型中, 采用均匀划分的方式将墙面划分为多个矩形反射面元。为了研究真实墙面对光信号的反射情况, 本文基于点云数据对反射面元的划分方法进行改进, 根据真实数据将墙面划分为数个三角形形态的反射面元, 使每个反射面元都是墙壁的真实面, 如图 4 所示。

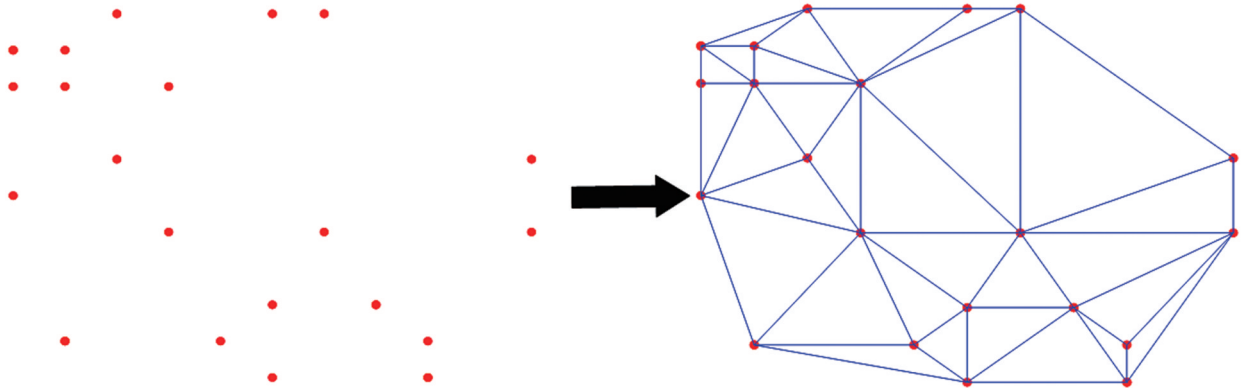


图 4 基于点云数据的反射面元划分

Fig. 4 Reflection surface element partition based on point cloud data

在三维点云中, 任意一点对应的局部区域都能够近似看作一个平面, 因此可以把点云数据投影到二维平面上进行反射面元划分, 然后将拓扑结构映射至三

维空间, 从而完成三维反射面元的划分。通过这种平面投影法, 将三维点云的三角网格划分问题转化为二维平面的离散点三角剖分问题, 有效降低了反射面元

的划分复杂度<sup>[13]</sup>。

在二维平面上,本文基于Delaunay三角剖分和逐点插入式构网思想对点云数据投影点进行三角剖分。大致步骤如下:

- 1) 构建一个包含所有点的超级三角形。
- 2) 将散点逐个插入至超级三角形中,寻找插入点所在的三角形及其相邻三角形,若插入点在三角形的外接圆内部,则将该三角形记作影响三角形。

3) 删除插入点所有影响三角形的重合边,并将插入点与各影响三角形的顶点逐个相连,形成新的三角形。

4) 重复步骤2)及后续步骤,直至所有点插入完毕,删除超级三角形及与其顶点相关的所有三角形。

通过这种方法得到的三角形具有最小内角最大化的性质,减少了狭长三角形的数量,三角网接近于规则,有效提高了划分出的三角形质量<sup>[14]</sup>。

根据拓扑结构可知每个三角面元的顶点三维点云坐标,利用顶点坐标对该面元的法向量、面积和重心点坐标进行求解,然后将矿井VLC信道模型中的 $\mathbf{n}_w^{incl}$ 、 $\Delta A_w$ 和微小面元 $w$ 的坐标进行替换,最终得到结合现实数据的VLC信道模型。

## 5 仿真结果

### 5.1 反射面元划分结果及石壁表面法向量

本文设定仿真矿井巷道的尺寸为 $5.0\text{ m} \times 4.0\text{ m} \times 3.5\text{ m}$ ,利用图5所示的石壁作为巷道两侧墙面。将图5(a)所示的石壁作为巷道左墙并记作L墙,图5(b)所示的石壁作为巷道右墙并记作R墙。在L墙上共采集了27968个点云数据,划分为55910个反射面元;在R墙上共采集了32856个点云数据,划分为65683个反射面元。L墙和R墙的反射面元划分示意图分别如图5(c)、(d)所示。

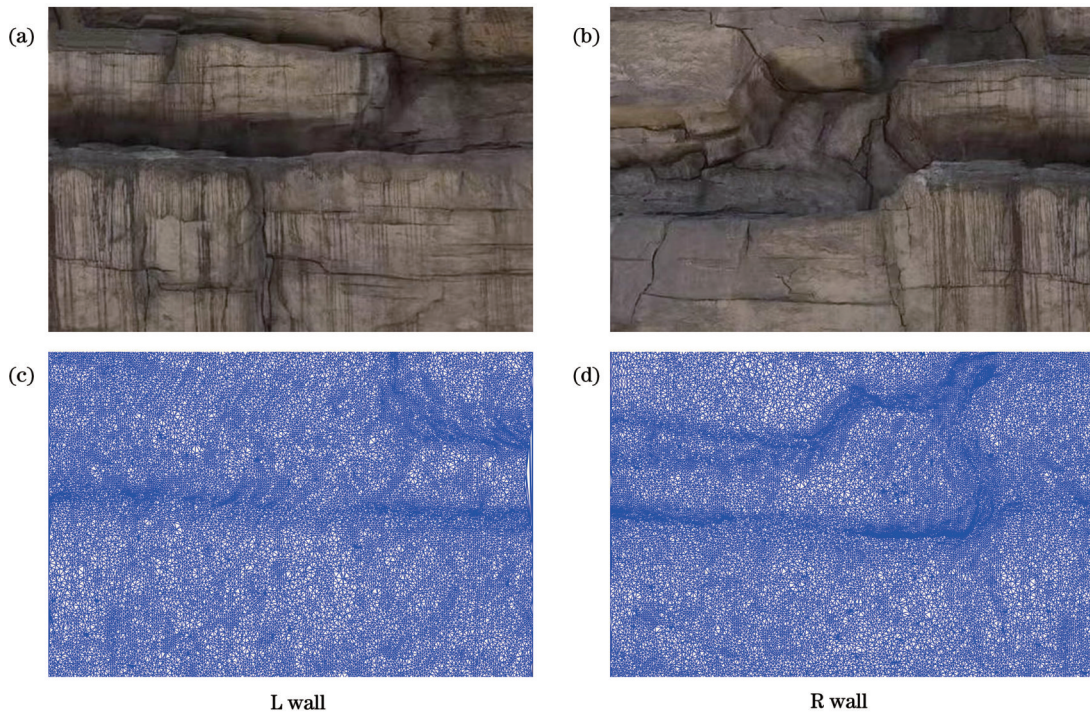


图5 石壁原图和反射面元划分图。(a)(b)石壁原图;(c)(d)反射面元划分图

Fig. 5 Original stone walls and reflection surface element division diagrams. (a)(b) Original stone walls; (c)(d) reflection surface element division diagrams

根据各三角反射面元的顶点坐标,分别求得L墙和R墙的表面法向量图,如图6(a)、(b)所示。可以看出,不平整石壁的各反射面元法向量指向不同方向。

### 5.2 不同情况下的接收光功率

在 $5.0\text{ m} \times 4.0\text{ m} \times 3.5\text{ m}$ 的巷道中,将信号接收平面均匀划分为 $30 \times 16$ 个网格。假设一个20 W的LED垂直向下固定在(2.5, 2, 3.5)处,接收端固定在身高为1.7 m的矿工安全帽顶部。接收端由4个PD构成,每个相邻PD之间的距离为10 cm,如图7所示。

由于二阶及以上的多阶反射对接收功率的影响较小,因此本文只针对一次反射进行研究。根据表1所示的仿真参数,分别对以下三种情况的一次反射功率和总功率的空间分布进行仿真:

- 1) 理想情况,即采用传统VLC信道模型,墙面视为绝对光滑且接收端垂直向上。
- 2) 结合点云数据,在传统信道模型的基础上,对真实墙面粗糙度进行考虑。
- 3) 在情况2)的基础上,考虑接收端随机倾斜,由于行进过程中工人头部会小幅度晃动且可能扭头,因

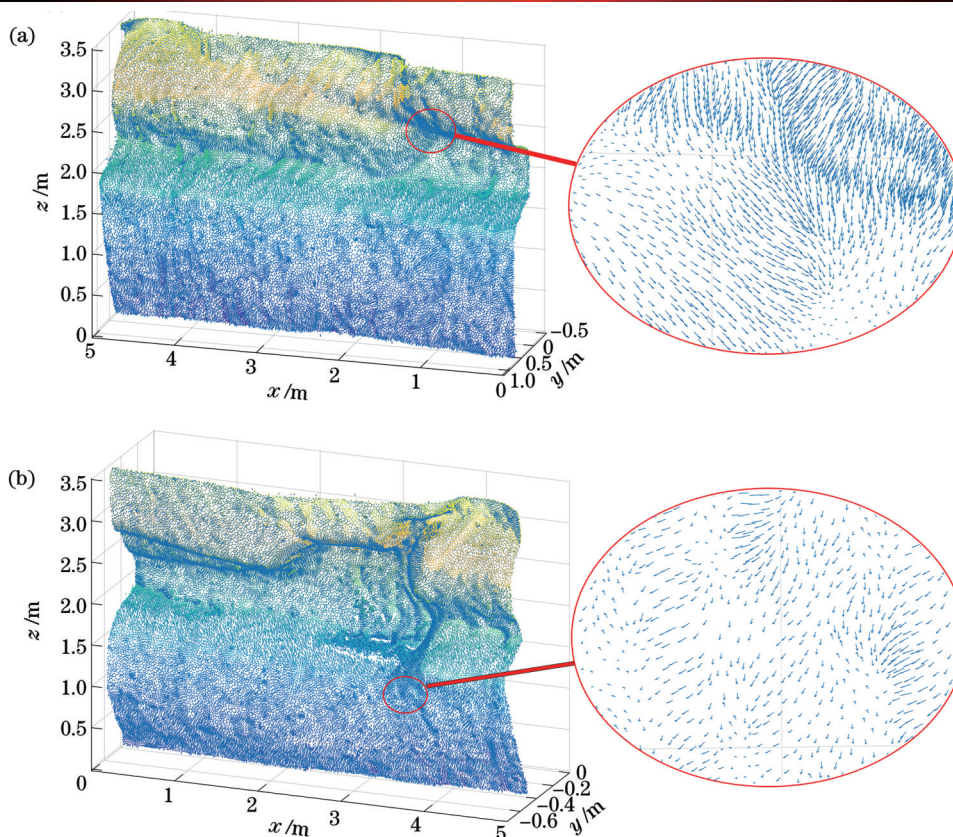


图 6 石壁表面法向量。(a)L墙;(b)R墙

Fig. 6 Normal vectors of stone wall surfaces. (a) L wall; (b) R wall

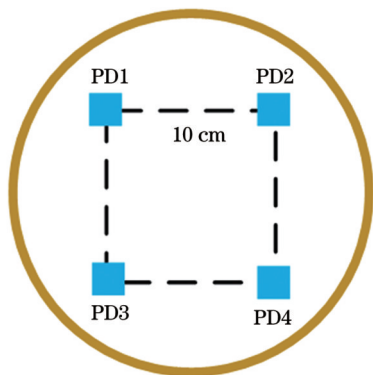


图 7 接收端俯视图示意图

Fig. 7 Top view of receiver

表 1 仿真参数

Table 1 Simulation parameters

Symbol	Parameter	Value
$A$	Physical area of photo-detector / $\text{cm}^2$	1
$\rho$	Reflection coefficient	0.5
$T^*$	Gain of optical filter	1
$n$	Refractive index of lens at PD	1.5
$\Omega$	Field of view /( $^\circ$ )	70
$\Phi_{1/2}$	Semi-angle at half power /( $^\circ$ )	60

此设定不同位置处的接收端倾斜角和旋转角分别在  $0 \sim 30^\circ$  和  $0 \sim 180^\circ$  区间随机取值。

以上三种情况对应的平均总功率、一次反射平均功率和一次反射平均贡献比如表 2 所示,仿真结果如图 8 所示。由图 8 可知,在考虑真实墙面的粗糙度后,一次反射功率的整体空间分布虽然仍保持由空间边缘往中心递减的整体趋势,但由于墙面凹凸的影响,边缘处的功率分布由原本从中间往两边递减的趋势变为凹凸不平的状态,且 NLOS 链路的最大功率明显提高。同时,结合表 2 可知,考虑墙面粗糙度后一次反射在总接收功率中的平均贡献比增大至之前的 2 倍左右。将图 8(e)、(f)和图 8(c)、(d)进行对比,可以看出,接收端随机倾斜造成接收功率的空间分布变得不均匀,空间分布图的表面不再平滑。结合表 2 可知,接收端的平均接收功率也有所降低。

### 5.3 在可见光定位中的应用效果

目前可见光定位大致可分为测距和非测距两大类,由于矿井环境下反射功率所占比例较高,在考虑反射后无法准确估计收发端之间的距离,因此本文采用基于非测距的指纹定位法进行研究。

为了验证本文提出的结合现实数据构建 VLC 信道模型的想法具有应用价值,使用 GA-BP 定位算法<sup>[15]</sup>,将前文构建的结合现实数据的信道模型应用于可见光定位中,对定位结果进行仿真,定位流程如图 9 所示。

表 2 平均接收功率和一次反射平均贡献比

Table 2 Average received power and average contribution ratio of first reflection

Simulation situation	Average total power /W	Average power of first reflection /W	Average contribution ratio of first reflection /%
Ideal condition	0.1487	0.0226	15.22
Uneven wall	0.1811	0.0550	30.37
Uneven wall and inclined receiver	0.1674	0.0493	29.48

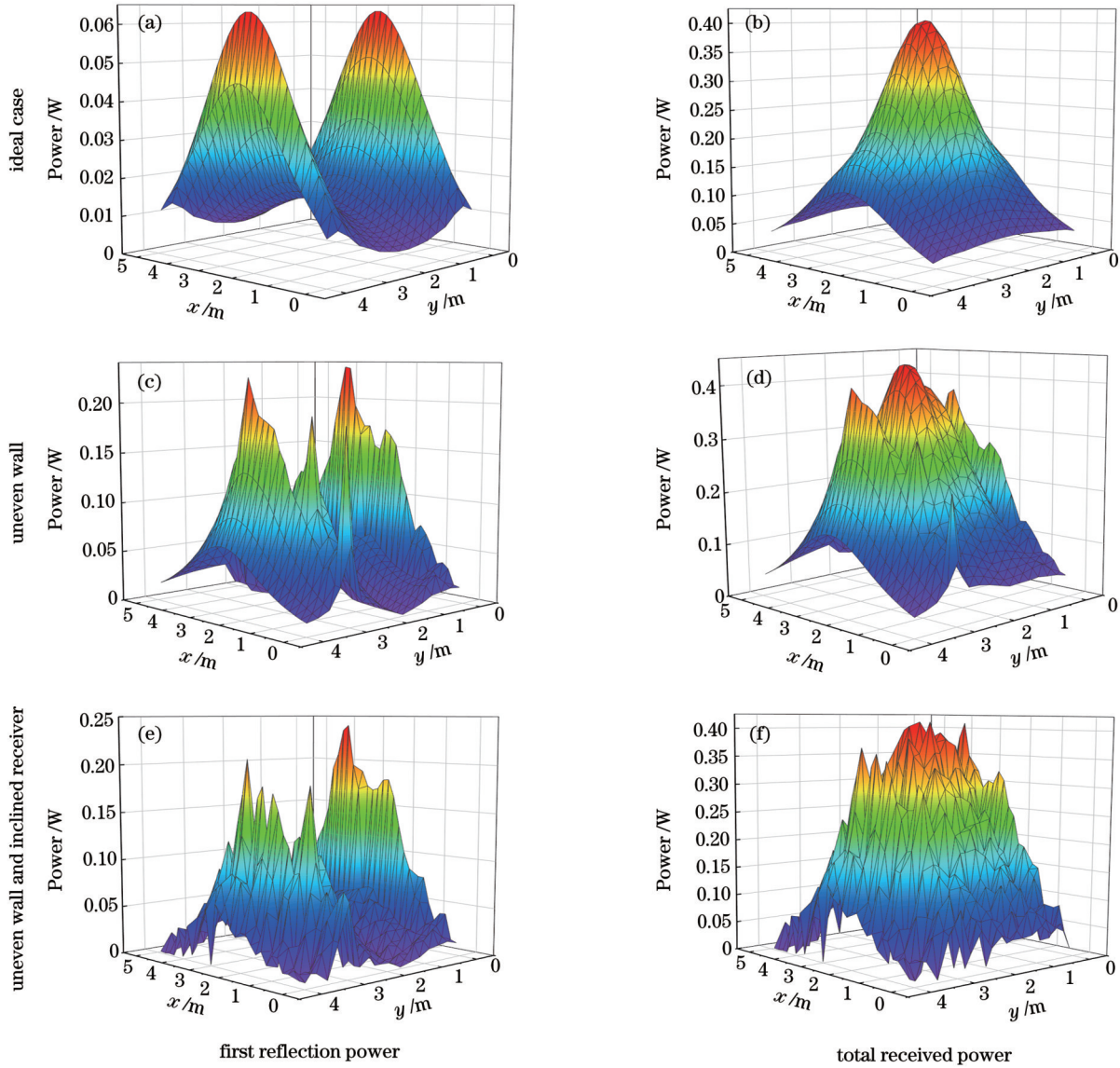


图 8 不同情况下的一次反射功率和总接收功率

Fig. 8 First reflection powers and total received powers under different conditions

本文使用的 BP 神经网络拓扑结构如图 10 所示。其中,神经网络的输入是参考点 4 个 PD 分别接收的直射功率和一次反射功率,输出是该点的预测坐标。 $v_{kl}$  代表第  $k$  个输入层神经元和第  $l$  个隐藏层神经元之间的权值, $w_{lo}$  代表第  $l$  个隐藏层神经元与第  $o$  个输出层神经元之间的权值, $u_1, \dots, u_h$  是隐藏层各神经元阈值, $\theta_1$  和  $\theta_2$  是输出层神经元阈值。 $f_1$  是隐藏层激活函数,本文采用 tansig 型函数; $f_2$  是输出层激活函数,本文采

用 purelin 型函数。

由于 BP 神经网络采用梯度下降法对参数进行优化和更新,网络容易陷入局部最优,因此采用遗传算法对 BP 神经网络的权值和阈值进行选择 and 更新,GA-BP 算法流程图如图 11 所示。

在考虑粗糙墙面和接收端随机倾斜的情况下,将接收平面分别划分成 480 个和 240 个网格,以每个网格点作为参考点。将 480 组数据作为训练集对神经网络

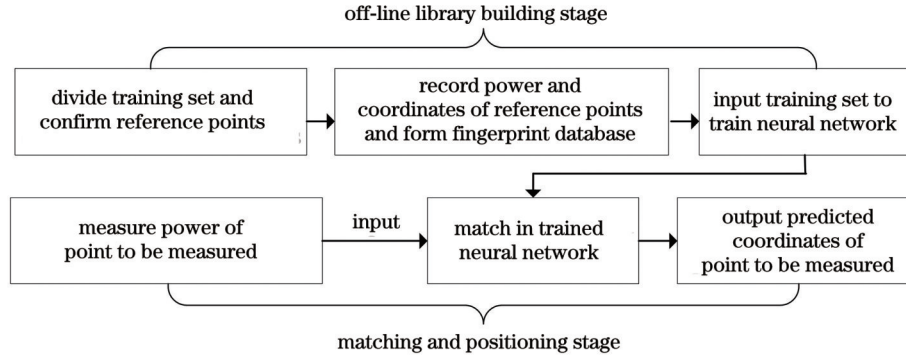


图 9 定位流程图

Fig. 9 Positioning flow chart

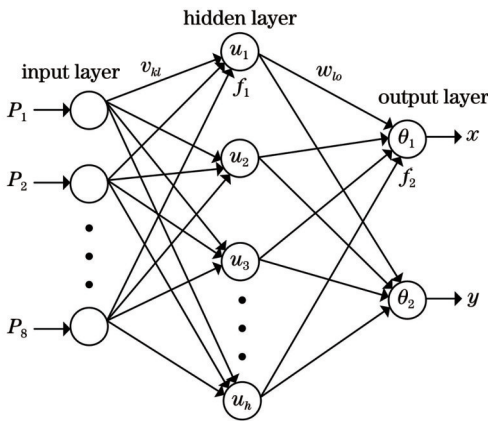


图 10 BP 神经网络拓扑结构

Fig. 10 BP neural network topology

进行训练,再以另外 240 组数据作为测试集输入到训练好的神经网络中,得到预测的待测点坐标。本文使用的神经网络参数如表 3 所示。

图 12 是在不同情况下使用 GA-BP 算法的定位效果。对比图 12(a)、(b)和图 12(c)、(d)可以看出,墙面的凹凸和接收端的随机倾斜导致定位精确度明显下降。

表 4 是基于 GA-BP 定位算法使用传统信道模型和本文所建信道模型时的均方根定位误差。使用传统信道模型时,参考点和测试点的接收端均为垂直向上,即倾斜角和旋转角为 0,且墙面绝对光滑。使用本文所建信道模型时,参考点和测试点的接收端均为随机倾斜,倾斜角和旋转角分别在  $0 \sim 30^\circ$  和  $0 \sim 180^\circ$  区间随机取值,且墙面不平坦。

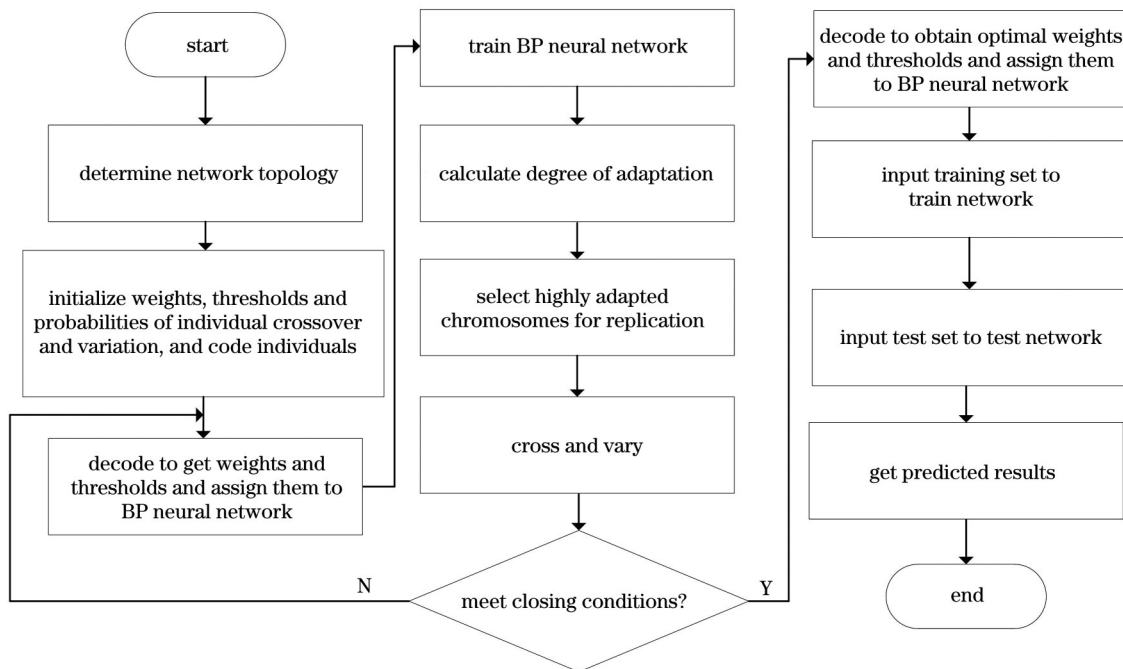


图 11 GA-BP 算法流程图

Fig. 11 Flow chart of GA-BP algorithm

由表 4 中数据可知,由于本文所提信道模型结合了真实数据,考虑了墙面的不平坦,相较于传统信道模型而言,各参考点坐标和一次反射功率之间的关系变

得随机,因此采用本文所提模型时,考虑了一次反射时的均方根定位误差相比只考虑直射时增加了 36.62%,而采用传统信道模型时只增加了 0.8%。同时,由于本



表 3 神经网络训练参数

Table 3 Training parameters of neural network

Parameter	Value
Number of hidden layer nodes	20
Evolutionary algebra	50
Population size	10
Crossover probability	0.3
Mutation probability	0.1

文所提模型还考虑了接收端随机倾斜,因此在只考虑直射时,相较于传统信道模型定位误差增大了 3 倍左右。

表 5 是基于本文所建信道模型分别使用 BP 神经网络与 GA-BP 神经网络时的均方根定位误差和花费时间。可以看出,采用 GA-BP 定位算法时误差降低了 84.18%,定位时间仅为 0.0137 s,与传统 BP 神经网络相比,本文采用的 GA-BP 定位算法极大提高了定位精度,具有良好的定位性能。

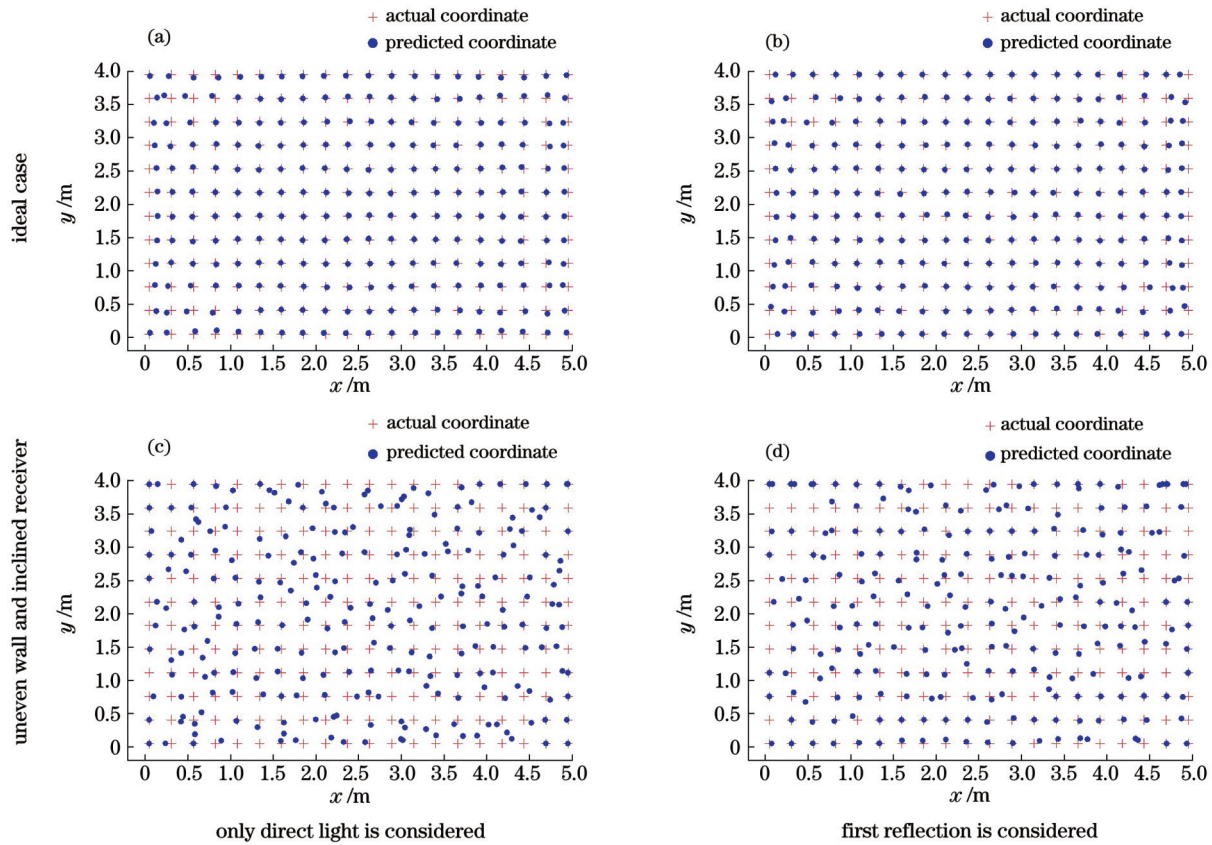


图 12 不同情况下的 GA-BP 定位效果

Fig. 12 GA-BP positioning effect under different conditions

表 4 均方根定位误差

Table 4 Root mean square positioning error

unit: cm

Channel model	Only considering direct light	Considering first reflection
Traditional channel model	2.49	2.51
Channel model built in this study	9.83	13.4

表 5 BP 与 GA-BP 神经网络的均方根定位误差和耗时

Table 5 Root mean square positioning errors and elapsed time of BP and GA-BP neural networks

Positioning algorithm	Root mean square positioning error / cm	Elapsed time / s
BP neural network	84.7	0.0156
GA-BP neural network	13.4	0.0137

综上所述,墙面不平坦和接收端的倾斜会对可见光定位精度造成不可忽视的影响,传统信道模型不适用于井下环境中的可见光定位。采用本文所提出的结

合现实数据的信道模型可以将一次反射和接收端倾斜都纳入到可见光定位的研究中,具有一定的应用价值。同时,利用本文所提的信道模型构建方法,只需要更换

用于采集数据的墙面就能迅速搭建出适合不同场景的信道模型,应用场景广。

## 6 结 论

研究了矿井下不平整墙面和接收端随机倾斜对 VLC 信道的影响,结合三维点云技术提出了一种结合现实数据的 VLC 信道模型构建方法,并利用 GA-BP 定位算法将建立的信道模型应用到可见光定位中,探讨了一次反射和倾斜接收端对定位精度的影响。在  $5.0\text{ m} \times 4.0\text{ m} \times 3.5\text{ m}$  的仿真巷道中,采用传统信道模型和所提模型时得到的平均总接收功率分别为  $0.1487\text{ W}$  和  $0.1674\text{ W}$ ,后者一次反射的平均贡献比是前者的 2 倍左右,说明在对井下可见光通信和定位进行研究时,有必要对一次反射和墙面凹凸度进行考虑。同时,在一次反射情况下使用 GA-BP 算法进行定位,传统信道模型的定位精度为  $2.51\text{ cm}$ ,所提信道模型的定位精度为  $13.4\text{ cm}$ ,说明不平整石壁和倾斜接收端会对定位精度造成较大影响,因此传统信道模型不适用于矿井环境下的研究工作。所建立的信道模型为开展矿井中可见光通信和定位的研究提供了一种有效途径,具有很好的应用价值。

在实际矿井环境中,水蒸气、粉尘和障碍物等都是对 VLC 造成影响的重要因素,在后续的研究中,可以将上述因素添加到信道模型中,并对定位算法进一步优化,得到一个完全适用于矿井环境的定位算法。

### 参 考 文 献

- [1] Yang Z C, Wang Z Y, Zhang J S, et al. Polarization-based visible light positioning[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2019, 18(3): 715-727.
- [2] Talha Z M. Visible light communication based indoor positioning system[J]. Tem Journal-Technology Education Management Informatics, 2020, 9(1): 30-36.
- [3] Almadani Y, Iiaz M, Adebisi B, et al. An experimental evaluation of a 3D visible light positioning system in an industrial environment with receiver tilt and multipath reflections[J]. Optics Communications, 2021, 483: 126654.
- [4] 秦岭, 王东星, 史明泉, 等. 基于遗传算法优化 ELM 神经网络的室内可见光定位系统[J]. 中国激光, 2022, 49(21): 2106001.

- [5] 刘开华, 鄢书丹, 宫霄霖. 基于稀疏训练点和指纹重构的室内可见光三维定位算法[J]. 中国激光, 2021, 48(3): 0306003.
- [6] 徐世武, 吴怡, 王徐芳. 基于粒子群优化压缩感知的可见光定位算法[J]. 中国激光, 2021, 48(3): 0306004.
- [7] Xu S W, Wu Y, Wang X F. Visible light positioning algorithm based on particle swarm optimization compressed sensing[J]. Chinese Journal of Lasers, 2021, 48(3): 0306004.
- [8] Játiva P P, Azurdia-Meza C A, Sánchez I, et al. A VLC channel model for underground mining environments with scattering and shadowing[J]. IEEE Access, 2020, 8: 185445-185464.
- [9] Pang M Z, Shen G, Yang X, et al. Achieving reliable underground positioning with visible light[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 5501415.
- [10] Javaid F, Wang A Y, Sana M U, et al. Characteristic study of visible light communication and influence of coal dust particles in underground coal mines[J]. Electronics, 2021, 10(8): 883.
- [11] 蔡成涛, 王峰. 基于双目相机的直线运动轨迹快速测量算法[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(5): 051502.
- [12] Cai C T, Wang F. Fast trajectory measurement algorithm for linear motion based on binocular camera[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(5): 051502.
- [13] 张青哲, 王勇. 基于对极约束的双目立体视觉标定精度评价方法[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(23): 231504.
- [14] Zhang Q Z, Wang Y. Binocular stereo vision calibration accuracy evaluation using epipolar constraint[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(23): 231504.
- [15] 李伟, 孙元超, 李宗春, 等. 一种改进的最小二乘平面拟合算法[J]. 测绘科学, 2017, 42(1): 15-19, 100.
- [16] Li W, Sun Y C, Li Z C, et al. An improved least-square plane fitting algorithm[J]. Science of Surveying and Mapping, 2017, 42(1): 15-19, 100.
- [17] 张昭琳, 苏俊宏. 光学薄膜损伤表面三维微观形貌的仿真与重构[J]. 光学期刊, 2021, 41(2): 0212002.
- [18] Zhang Z L, Su J H. Simulation and reconstruction of 3D microscopic morphology of damaged optical film surface[J]. Acta Optica Sinica, 2021, 41(2): 0212002.
- [19] Ye Z P, Yi R, Gong W Y, et al. Dirichlet energy of Delaunay meshes and intrinsic Delaunay triangulations[J]. Computer-Aided Design, 2020, 126: 102851.
- [20] 肖佳琳, 岳殿武, 赵政铎, 等. 基于遗传算法优化 BP 神经网络的可见光定位[J]. 光电子·激光, 2019, 30(8): 810-816.
- [21] Xiao J L, Yue D W, Zhao Z D, et al. A visible light localization algorithm based on BP neural network optimized by genetic algorithm[J]. Journal of Optoelectronics·Laser, 2019, 30(8): 810-816.

## Research on Modeling and Application of Downhole Visible Light Channel

Lei Sijie<sup>1</sup>, Hu Xiaoli<sup>1\*</sup>, Qin Ling<sup>1\*\*</sup>, Wang Fengying<sup>2</sup>, Wang Qian<sup>1</sup>

<sup>1</sup>School of Information Engineering, Inner Mongolia University of Science and Technology, Baotou 014010, Inner Mongolia, China;

<sup>2</sup>Engineering Training Center, Inner Mongolia University of Science and Technology, Baotou 014010, Inner Mongolia, China

### Abstract

**Objective** Underground mine environments are intricate and complex, and maintaining smooth and stable communication in addition to the real-time positioning of miners is beneficial for the safety of mining operations. Visible light communication has several advantages: no electromagnetic radiation, no radio interference, and low implementation cost. It can be employed in areas with strict

requirements of electromagnetic radiation, such as mining. Additionally, it can provide high-speed communication and high-precision positioning underground. The majority of current research on visible light communication and localization is focused on the indoor environment; however, research on the mining environment is limited, especially in the aspect of simultaneous consideration of multiple influencing factors in the channel model, there is still a large research space. This study proposes a method for constructing a visible channel model based on point cloud data in mines by considering two factors, irregular stone walls and random tilt at the receiver end, in the channel model, and dividing the reflective surface elements based on wall point cloud data using the point-by-point insertion method to compensate for the lack of integration of the theoretical channel model with real data. The effectiveness of the proposed model is verified by combining the genetic algorithm with the optimized back-propagation (BP) neural network localization algorithm.

**Methods** First, the normal vectors of the tilted receiver end and reflective surface elements on the irregular wall are represented, and the incident angle of the reflective surface elements, radiation angle, and incident angle of the receiver end are calculated using the normal vectors. The calculated angles are replaced by the corresponding angles in the conventional model to complete the theoretical modeling. Subsequently, the point cloud data collected by a binocular camera is converted to a coordinate system, and the normal vector is calculated by plane fitting using the least squares method to correct the plane of the point cloud image. Based on the processed point cloud data, the reflective surface elements are divided using the point-by-point insertion method. The coordinates of each triangular reflective surface element vertex are determined according to the reflective surface element topology, and the corresponding normal vector, area, and center of gravity of each surface element are calculated and replaced with the corresponding values in the theoretical model to combine the theoretical model and real data. Finally, based on the fingerprint localization method, the localization algorithm of BP neural network optimized by a genetic algorithm (GA) is used in the simulation space to complete the application of the proposed model.

**Results and Discussions** The two real stone walls used for data acquisition are used as the two sides of the simulation space, which have a size of  $5.0\text{ m} \times 4.0\text{ m} \times 3.5\text{ m}$ . In the case of the ideal wall, the average power of primary reflection is  $0.1487\text{ W}$ , and the average contribution ratio is  $15.22\%$ . After considering the uneven wall, the average power of primary reflection increases to  $0.1811\text{ W}$ , and the average contribution ratio becomes  $30.37\%$ . When considering both the uneven wall and the inclined receiver, the average power of primary reflection and the average contribution ratio are  $0.1674\text{ W}$  and  $29.48\%$ , respectively. After considering the roughness of the real wall surface, the power distribution at the edge of the primary reflection power is affected by the irregular wall surface, showing unevenness, and the maximum power of the non-line of sight (NLOS) link is significantly increased, while the random tilt of the receiver end causes the uneven spatial distribution of the received power (Fig. 8). Using the model built in this study and GA-BP algorithm for positioning, the root mean square positioning errors when only considering direct light and considering primary reflection are  $9.83\text{ cm}$  and  $13.4\text{ cm}$ , respectively (Fig. 12). Because the model built in this study combines the real data of the wall, the relationship between the coordinates of each reference point and primary reflection power becomes more random. Therefore, the root mean square positioning error of the proposed model when considering primary reflection increases by  $36.62\%$  compared with that when only considering direct light, while the root mean square positioning error of the traditional channel model only increases by  $0.8\%$  (Table 4). In addition, this study also compares the localization effects of BP and GA-BP neural networks when using the model proposed in this study, and the root mean square localization error is  $84.7\text{ cm}$  and  $13.4\text{ cm}$ , respectively (Table 5). Compared with the BP neural network, the error of the GA-BP localization algorithm is reduced by  $84.18\%$ , which effectively improves the localization accuracy.

**Conclusions** This study focuses on the effects of uneven walls and random tilting of the receiver end on the visible light communication (VLC) channel under a mine, proposes a method to construct a VLC channel model combining realistic data with 3D point cloud technology, and applies the established channel model to visible light localization using a GA-BP localization algorithm to explore the effects of primary reflection and tilted receiver end on the localization accuracy. In the simulated tunnel of  $5.0\text{ m} \times 4.0\text{ m} \times 3.5\text{ m}$ , the average total received powers obtained by using the conventional and proposed channel models are  $0.1487\text{ W}$  and  $0.1674\text{ W}$ , respectively. The average contribution ratio of primary reflection is about twice that of the conventional model, suggesting that primary reflection and wall concavity must be considered when studying visible light communication and localization underground. However, the localization accuracy of the conventional channel model is  $2.51\text{ cm}$  while that of the proposed channel model is  $13.4\text{ cm}$  when using the GA-BP algorithm for the case with primary reflection. The channel model developed in this study provides an effective way to research visible light communication and localization in mines and has good application value.

**Key words** optical communications; visible light communication; coal mine; 3D point cloud; channel model; visible light positioning