

基于 LoRa 的森林消防协同定位算法

任新宇 袁三男

(上海电力大学电子与信息工程学院 上海 201306)

摘要:为解决野外火场救援消防员定位安全问题,提出一种基于远距离无线电(LoRa)技术的森林消防协同定位算法。针对野外救援存在的非视距(NLOS)问题,提出一种修正协方差矩阵的扩展卡尔曼滤波协同定位算法,利用 LoRa 协同网络内部移动节点之间的测距信息辅助定位,建立系统方程并根据当前时刻的状态滤波值二次更新误差协方差修正偏离误差;其次提出改进的动态中值滤波算法,采用动态窗口筛选处理定位扰动数据,二次优化定位轨迹曲线。仿真实验结果表明,所提算法极大地协同了整个网络资源,在室外多 NLOS、通信质量差的环境下定位精度可达 0.49 m,为森林消防安全解救提供了一种可靠的解决方案。

关键词: LoRa; 协同网络; 修正扩展卡尔曼滤波; 改进中值滤波

中图分类号: TN92 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

Forest fire coordination localization algorithm based on LoRa

Ren Xinyu Yuan Sannan

(College of Electronic and Information Engineering, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 201306, China)

Abstract: In order to solve the location safety problem of fire rescue firefighters, a collaborative location algorithm of forest fire based on long range radio (LoRa) technology was proposed. Firstly, aiming at the non-line of sight (NLOS) problem in field rescue, an extended Kalman filter cooperative location algorithm with modified covariance matrix was proposed, assisted by the ranging information between LoRa mobile nodes in the cooperative network. The system equation was established and the error covariance was updated twice according to the current state filtering value to correct the deviation. Secondly, an improved median filtering algorithm was proposed, which has used dynamic window screening to process the location disturbance data and optimized the location trajectory curve twice. Simulation results indicate that the proposed algorithm greatly coordinated the entire network resources, and the positioning accuracy can reach 0.49 m in the outdoor environment with multiple NLOS and poor communication quality, which has provided a reliable solution for forest fire safety rescue.

Keywords: LoRa; collaborative network; modified extended Kalman filter; improved median filtering

0 引言

随着物联网快速发展以及终端定位传感的广泛应用,人们开始寻求更高精度、安全可靠的室外定位方式。现代户外主流定位技术主要有全球卫星定位系统(global navigation satellite system, GNSS)、基站定位(location based service, LBS)、物联网融合定位等。采用融合定位技术与单一技术相比可大幅提升复杂环境下的定位可靠性。以野外火场的烟雾大、非视距、有遮挡的复杂环境为例,救援

人员需要多节点协同且长时间大面积分散作业,因此需兼顾高精度、低功耗、长距离的作战特点,设计融合算法以期实现人员的快速精确定位。考虑单一传感节点定位精度受噪声和非视距影响大,定位扰动大。选择一种物联网低功率广域网络技术——远距离无线电(long range radio, LoRa)进行融合定位^[1]。其相较于蓝牙、ZigBee 技术,具有通信距离远、低功耗、系统容量大、部署简单的不可替代的优势^[2]。

文献[3]利用普通的扩展卡尔曼滤波算法(extended

Kalman filter, EKF)对单个节点进行定位,没有考虑非视距情况下的定位误差大的问题。文献[4]虽然提出经过中值滤波后的数据再进行二次卡尔曼滤波,但难以应对强非视距(non line of sight, NLOS)情况。文献[5]提出的多目标在线追踪目标轨迹时,只是采用普通卡尔曼滤波处理非线性轨迹,定位数据有待改善。文献[6]对于非视距误差问题提出偏移扩展卡尔曼增益的算法,但当观测测量不满足卡尔曼增益的修正函数条件时算法具有局限性。文献[7]提出的算法虽利用移动群组间的测距信息但并没有对扩展卡尔曼算法的偏差再修正,多次迭代后误差难以忽视。定位算法的设计和实现考虑网络本身的拓扑结构以及节点间的连通信息^[8]。文献[9]提出集群协同跟踪的交互多模型卡尔曼滤波算法,通过集群内数据融合再利用极大似然估计算法进行优化,输出带权融合的滤波路径。文献[10]通过融合 UWB 和 IMU 紧组合抑制 NLOS 误差对定位导航的影响,IMU 信息辅助校正 UWB 结算的测量信息,抑制累计误差。文献[11]提出的算法的定位精度提升很多,但仍无法满足火场救援定位精度的需要。文献[12]采取加权最小二乘法修正状态估计偏差提高了定位准确性,但其未对 NLOS 场景做出可行性分析。文献[13-15]用普通中值滤波处理测量图像数据,可滤除极小部分高斯椒盐噪声,面对复杂环境仍需进行优化。

本文提出的基于 LoRa 通信技术的多节点协同定位轨迹检测系统,利用 LoRa 技术在网关侧汇集多个 LoRa 终端传感节点的定位数据并进行算法的统合滤波,充分利用整个协同网络的资源,提升复杂火场救援定位精度。首先,本文首先提出了基于修正协方差矩阵的扩展卡尔曼滤波的协同定位算法,该算法将多个待测标签看作一个目标群组,每个 LoRa 节点都充当伪锚节点参与其他节点的辅助定位中,提供测距信息以提高算法可靠性。接着采用隐含本次测量值的当前时刻的状态滤波值来重新计算,从而提高定位精度。最后,笔者提出改进动态中值滤波算法,根据窗口内噪声大小及满足的判决条件来自适应的调节滑动滤波窗口、替换噪声点,输出优化后的定位坐标,能有效缓解非视距情况下定位坐标突变。

1 基于 LoRa 节点的协同定位原理

在森林火场救援工作中,由于救援环境的特殊性,经常出现视距遮挡或定位盲区,仅依靠北斗进行定位不能保证定位的准确性。考虑到开展救援工作时群体作战的特点,故在对消防员定位时考虑采用 LoRa 多节点协同定位的方法。所提定位算法以基站为固定参考节点,消防员穿戴的 LoRa 标签为移动参考节点,协同定位不仅包含目标节点到基站的测距值,还有目标节点与其他节点之间的距离信息。

协同定位示意图如图 1 所示,其中 A1、A2、A3 代表 LoRa 通信基站,圆圈大小即为基站的通信范围,LoRa 节

点标签 T1、T2、T3 分布在不同通信区域内。LoRa 协同定位技术中考虑火场在 3 个基站构成的基线范围内。根据传统三边定位原理,由于在三基站共同的通信区域范围覆盖 T1,因此可以定位标签 T1。但不在三基站共同通信区域内的 T2、T3 标签则不能保证定位。而协同定位则弥补了这种不足,当 T1 标签的位置确定后,就可以作为伪锚节点对 T2、T3 进行辅助定位。如对于待定位节点标签 T2,若已知其与基站 A1、A3 以及移动参考节点 T1(伪锚节点)的距离信息就可以实现对 T2 的定位。

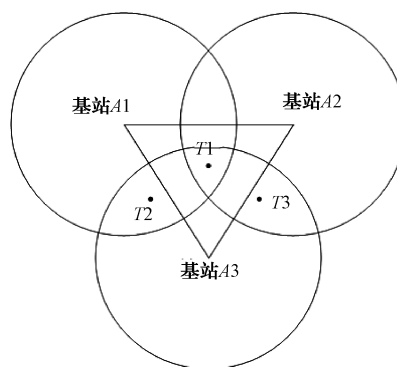


图 1 协同定位示意图

Fig. 1 Schematic diagram of collaborative positioning

2 基于偏差修正扩展卡尔曼滤波和改进动态中值滤波算法

在森林火灾现场采用基于 LoRa 节点行协同定位时,也不能完全避免植被遮挡信号造成的非视距情况。这种情况对 LoRa 信号强度的影响很大,故需考虑定位优化。首先根据系统模型确定单个标签状态方程,在拓展至待定位群组的状态方程并建立量测方程,与以往不同的是改进算法的需对协方差矩阵进行修正偏差后输出;再考虑节点运动的连贯性推导自适应改进中值滤波算法以改善定位坐标跳变的问题。

2.1 偏差修正系统模型

假设某三维协同定位网络中包含 M 个 LoRa 通信基站和 N 个 LoRa 节点标签,其中基站坐标和多个 LoRa 节点的坐标分别固定记为 $x_a \in R^3, a = 1, 2, \dots, M$, 记为 $x_i \in R^3, i = 1, 2, \dots, N$ 。假设消防员佩戴装有 LoRa 标签的腰带,为简化系统状态模型便于处理,假设标签 i 匀速运动,外加扰动并用扰动加速度来表示。 k 时刻,第 i 个标签在三维坐标空间中的状态向量可表示为:

$$s_i(k) = [p_{x_i}(k), p_{y_i}(k), p_{z_i}(k), v_{x_i}(k), v_{y_i}(k), v_{z_i}(k)]^T \quad (1)$$

为便于标记,假设标签在各方向受到的随机扰动噪声记为:

$$w_i(k) = [w_{x_i}(k), w_{y_i}(k), w_{z_i}(k)]^T, w_{x_i}(k) \sim N(0, \delta_x^2), w_{y_i}(k) \sim N(0, \delta_y^2), w_{z_i}(k) \sim N(0, \delta_z^2)。$$

$$\begin{cases} p_{x_i}(k) = p_{x_i}(k-1) + p_{x_i}(k-1)\Delta T + \frac{1}{2}\omega_{x_i}(k-1)\Delta T^2 \\ p_{y_i}(k) = p_{y_i}(k-1) + p_{y_i}(k-1)\Delta T + \frac{1}{2}\omega_{y_i}(k-1)\Delta T^2 \\ p_{z_i}(k) = p_{z_i}(k-1) + p_{z_i}(k-1)\Delta T + \frac{1}{2}\omega_{z_i}(k-1)\Delta T^2 \\ v_{x_i}(k) = v_{x_i}(k-1) + \omega_{x_i}(k-1)\Delta T \\ v_{y_i}(k) = v_{y_i}(k-1) + \omega_{y_i}(k-1)\Delta T \\ v_{z_i}(k) = v_{z_i}(k-1) + \omega_{z_i}(k-1)\Delta T \end{cases} \quad (2)$$

其中,在 k 时刻,标签 i 的位置坐标分量和速度分量为分别为 $[p_{x_i}(k), p_{y_i}(k), p_{z_i}(k)]$ 和 $[v_{x_i}(k), v_{y_i}(k), v_{z_i}(k)]$, ΔT 为采样间隔。则系统中任意单个标签的状态方程为:

$$\mathbf{s}_i(k) = \boldsymbol{\varphi}_i \mathbf{s}_i(k-1) + \boldsymbol{\tau}_i \mathbf{w}_i(k-1) \quad (3)$$

其中:

$$\boldsymbol{\varphi}_i = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & \Delta T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & \Delta T & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & \Delta T \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$\boldsymbol{\tau}_i = \begin{bmatrix} \frac{\Delta T^2}{2} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{\Delta T^2}{2} & 0 \\ 0 & 0 & \frac{\Delta T^2}{2} \\ \Delta T & 0 & 0 \\ 0 & \Delta T & 0 \\ 0 & 0 & \Delta T \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$\mathbf{q}_i = \begin{bmatrix} \delta_x^2 & 0 & 0 \\ 0 & \delta_y^2 & 0 \\ 0 & 0 & \delta_z^2 \end{bmatrix} \quad (6)$$

标签 i 的过程噪声协方差为 $\mathbf{Q}_i = \boldsymbol{\tau}_i \mathbf{q}_i \boldsymbol{\tau}_i^T$ 。则 k 时刻, N 个节点标签可共同构建成 $6 \times N$ 维状态向量以及系统状态方程:

$$\mathbf{S}(k) = [s_1(k); s_2(k); \dots; s_N(k)] \quad (7)$$

$$\mathbf{S}(k) = \boldsymbol{\phi} \mathbf{S}(k-1) + \mathbf{W}(k-1) \quad (8)$$

其中:

$$\boldsymbol{\phi} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{\varphi}_1 & \mathbf{0} & \dots & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \boldsymbol{\varphi}_2 & \dots & \mathbf{0} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \dots & \boldsymbol{\varphi}_N \end{bmatrix} \quad (9)$$

$$\mathbf{Q} = \begin{bmatrix} \mathbf{Q}_1 & \mathbf{0} & \dots & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{Q}_2 & \dots & \mathbf{0} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \dots & \mathbf{Q}_N \end{bmatrix} \quad (10)$$

式中: $\mathbf{0}$ 为4阶零矩阵。

系统量测方程是由标签节点到基站以及其他节点之间的距离构成。设标签 i 到基站的距离为 r_{ia} ,标签 i 到标签 j 距离为 d_{ij} 。协同定位算法中,在 k 时刻测量向量应包括节点到基站以及节点之间的所有测距信息:

$$\mathbf{Z}(k) = [r_{11}^2(k), \dots, r_{ia}^2(k), \dots, r_{NM}^2(k), d_{12}^2(k), \dots, d_{ij}^2(k), \dots, d_{(N-1)N}^2(k)]^T \quad (11)$$

各距离分量表示为:

$$r_{ia}^2 = \|x_i - x_a\|^2 + v_{ia} = (p_{x_i} - l_{x_a})^2 + (p_{y_i} - l_{y_a})^2 + (p_{z_i} - l_{z_a})^2 + v_{ia}$$

$$d_{ij}^2 = \|x_i - x_j\|^2 + v_{ij} = (p_{x_i} - p_{x_j})^2 + (p_{y_i} - p_{y_j})^2 + (p_{z_i} - p_{z_j})^2 + v_{ij} \quad (12)$$

式中: $\|\cdot\|$ 表示欧氏距离; x_a, x_i, x_j 分别表示基站 $a(a=1, 2, \dots, M)$ 和 $i, j(i, j=1, 2, \dots, N$ 且 $i \neq j)$ 标签在自建空间坐标系下的三维坐标值; v_{ia}, v_{ij} 分别模仿观测路径时存在的观测噪声,且 $v_{ia}, v_{ij} \sim N(0, \delta_R^2)$ 。则系统的量测方程为:

$$\mathbf{Z}(k) = h(\mathbf{S}(k)) + \mathbf{V}(k) \quad (13)$$

其中, $\mathbf{V} \sim N(0, \mathbf{R})$, $\mathbf{R}$ 为测量噪声的协方差矩阵。

线性化处理 $h(\mathbf{S}(k))$,将非线性测量方程展开成泰勒级数并取一阶线性量测方程,即:

$$\mathbf{Z}(k) = \mathbf{H}(k)\mathbf{S}(k) + \mathbf{V}(k) \quad (14)$$

$$\text{其中, } \mathbf{H}(k) = \left. \frac{\partial h}{\partial \mathbf{S}(k)} \right|_{\mathbf{S}(k) = \hat{\mathbf{S}}(k|k-1)}, \mathbf{H}(k) \text{ 是雅各比}$$

矩阵。

构建好系统模型后通过预测和更新可以将数据进行迭代计算,从而更加精准的估计出运动目标的位置信息。首先计算出 k 时刻协同定位网络的预测值:

$$\hat{\mathbf{S}}(k|k-1) = \boldsymbol{\phi} \hat{\mathbf{S}}(k-1) \quad (15)$$

$$\mathbf{P}(k|k-1) = \boldsymbol{\phi}(k)\mathbf{P}(k-1)\boldsymbol{\phi}^T(k) + \mathbf{Q} \quad (16)$$

然后接着计算在预测点处的雅各比矩阵和卡尔曼增益:

$$\mathbf{H}(k) = \left. \frac{\partial h}{\partial \mathbf{S}(k)} \right|_{\mathbf{S}(k) = \hat{\mathbf{S}}(k|k-1)} \quad (17)$$

$$\mathbf{K}(k) = \mathbf{P}(k|k-1)\mathbf{H}^T(k)[\mathbf{H}(k)\mathbf{P}(k|k-1)\mathbf{H}^T(k) + \mathbf{R}]^{-1} \quad (18)$$

接着就可以得到 k 时刻目标群组的状态估计值:

$$\hat{\mathbf{S}}(k) = \hat{\mathbf{S}}(k|k-1) + \mathbf{K}(k)[\mathbf{Z}(k) - h(\hat{\mathbf{S}}(k|k-1))] \quad (19)$$

由于预测值 $\hat{\mathbf{S}}(k|k-1)$ 存在偏差,导致在预测点处求的雅各比矩阵也存在偏差,并且考虑到在火场现场往往会出现视距遮挡的问题,那么由协同定位算法得到的测量

距离势必会造成很大的偏差,从而导致代入普通 EKF 后计算结果的偏离,所以 k 时刻的雅各比矩阵要利用状态滤波值来重新计算:

$$\mathbf{H}^+(k) = \frac{\partial h}{\partial \mathbf{S}(k)} \Big|_{\mathbf{S}(k) = \hat{\mathbf{S}}(k)} \quad (20)$$

并由 $\mathbf{H}^+(k)$ 作为测量矩阵二次更新卡尔曼增益和误差协方差:

$$\mathbf{K}^+(k) = \mathbf{P}(k|k-1)\mathbf{H}^{+\top}(k)[\mathbf{H}^+(k)\mathbf{P}(k|k-1) \cdot \mathbf{H}^{+\top}(k) + \mathbf{R}]^{-1} \quad (21)$$

$$\mathbf{P}^+(k) = [\mathbf{I} - \mathbf{K}^+(k)\mathbf{H}^+(k)]\mathbf{P}(k|k-1) \cdot [\mathbf{I} - \mathbf{K}^+(k)\mathbf{H}^+(k)]^{\top} + \mathbf{K}^+(k)\mathbf{R}\mathbf{K}^{+\top}(k) \quad (22)$$

这样得到的误差协方差矩阵中由于隐含了测量值 $\mathbf{Z}(k)$ 的信息,因此能够一定程度上修正误差,从而使逐层迭代后的结果偏离更小,达到更高的定位精度。

2.2 改进自适应中值滤波

中值滤波算法是针对图像去噪的一种常用的非线性滤波算法,可以有效消除图像中的高斯椒盐噪声^[12]。由于在复杂火场救援中往往存在的随机噪声与图像的噪声有相似之处,所以考虑用改进中值滤波算法对初步定位输出进一步滤波,以改善非视距情况下的定位坐标突变的问题,平滑定位轨迹。

在传统中值滤波的过程中容易损失边缘和模糊细节信息,所以在处理受到随机噪声干扰后的定位数据,对其滤波之前首先要扩展定位数据的边界,以便对靠近边界的数据进行处理,使滤波后的结果尽可能接近真实值。改进的中值滤波算法根据窗口内扰动噪声大小动态调节滤波窗口长度,根据选择窗口内的噪声点分层判定输出相应的定位坐标值,而针对无噪声窗口点则用当前时刻位置坐标输出。首先判断窗口内的位置数据中值点是否是噪声点:

$$\begin{aligned} level\ A: A1 &= \|x_{med}\| - \|x_{min}\| \\ A2 &= \|x_{med}\| - \|x_{max}\| \end{aligned} \quad (23)$$

在对伴有噪声的定位数据进行检测时,如果满足 $A1 > 0$ 且 $A2 < 0$,算法跳转到 *level B* 继续执行;否则增大窗口,如果增大后窗口满足 $L_n < L_{max}$,则重复执行 *level A*,否则将输出舍去噪声点后窗口范围内定位数据的均值。其中, $\|\cdot\|$ 表示取模运算, x_{max} 、 x_{med} 、 x_{min} 分别是当前窗口领域内位置坐标最大值、中值、最小值。 L_n 表示动态滤波窗口长度, L_{max} 表示滤波窗口长度的最大值。

$$\begin{aligned} level\ B: B1 &= \|xV(i, In)\| - \|x_{min}\| \\ B2 &= \|xV(i, In)\| - \|x_{max}\| \end{aligned} \quad (24)$$

如果 $B1 > 0$ 且 $B2 < 0$,则判断窗口区间内的中心点位置坐标不是噪声点,可以直接输出当前位置坐标值 $xV(i, In)$;否则输出 x_{med} 。

在 *level A* 过程中,当判断滤波窗口中心点是噪声点且已经达到最大窗口尺寸时,这时为了输出的结果更加真实可靠,采用改进的算法进行输出。具体的办法是,对于最开始和末尾的最大窗口范围内的中心点数据仍采用中

值输出,而位于两者之间的中心点是噪声点的定位数据输出取值为舍去噪声点的窗口范围内数据的均值,其数学表达式为:

$$\begin{aligned} xV'(i, In) &= \text{sum}(xV_{ex}(i, 3 + In - (nmax - 1)/2) + \\ &xV_{ex}(i, 3 + In - (nmax - 3)/2) + xV_{ex}(i, 3 + In - \\ &(nmax - 5)/2) + xV_{ex}(i, 3 + In + (nmax - 5)/2) + \\ &xV_{ex}(i, 3 + In + (nmax - 3)/2) + xV_{ex}(i, 3 + In + \\ &(nmax - 1)/2)) / (nmax - 1) \end{aligned} \quad (25)$$

这样对原本的自适应滤波算法进行改进后,可以提升在非视距情况下的滤波输出结果,获得更加精准的定位数据。

2.3 算法流程

本文提出一种基于修正协方差的扩展卡尔曼滤波协同定位算法和改进的自适应中值滤波算法 (co-location modified covariance extended Kalman and adaptive median filtering, COMVEKF-AMF) 相结合,能够兼顾视距和非视距情况下受到噪声干扰的定位数据,处理获得更加可靠的定位结果。该定位算法流程如图 2 所示,具体定位算法流程可分为两部分。

1) 由构建的系统模型根据修正协方差 EKF 协同定位算法初步估计消防员的定位坐标。首先按照 EKF 算法计算所需估计量,再得到量测方程的雅各比矩阵及卡尔曼增益,然后更新状态值和误差协方差;然后由计算的状态估计值计算新的雅各比矩阵,二次更新卡尔曼增益和协方差矩阵,修正受扰导致的定位轨迹偏差。

2) 通过改进后的动态中值滤波算法优化前面得到的定位坐标。先将经过滤波修正的数据进行扩展边缘,依次判断当前窗口范围内中值点和中心点是否是噪声点,两层判断如遇是噪声点的情况则都要继续判断窗口是否已经达到最大预设宽度,未达到就左右拓宽单位长度继续进入循环进行判断,否则就输出对应坐标处理值。若窗口内定位数据中值不是噪声点且中心点不是噪声点则直接输出当前定位坐标,否则输出窗口内的位置坐标中值;对于最大滤波窗口下,中值点不是噪声点而中心点是噪声点时输出窗口范围内的位置坐标中值;中心点是噪声点的最大窗口内定位数据输出取值为舍去改噪声点的窗口范围内数据的均值,以保证滤波后的结果准确可靠。

3 实验及分析

3.1 实验配置

实验硬件平台主要是由多个终端传感节点和网关两部分构成。LoRa 终端节点内部主要包含主控 STM32F103C8T6 超低功耗单片机、ATGM336H-5N-11 定位数据采集模块以及 SX1268 通信模块。终端定位模块连续运行电流小于 25 mA,在开阔地的定位精度可达 2.5 m,追踪灵敏度达 -162 dBm,并且配备了 Flash 可以更新定位功能与算法。LoRa 节点模块的工作频率为 410~493 MHz,发射功耗 22 dBm,最低功耗仅为

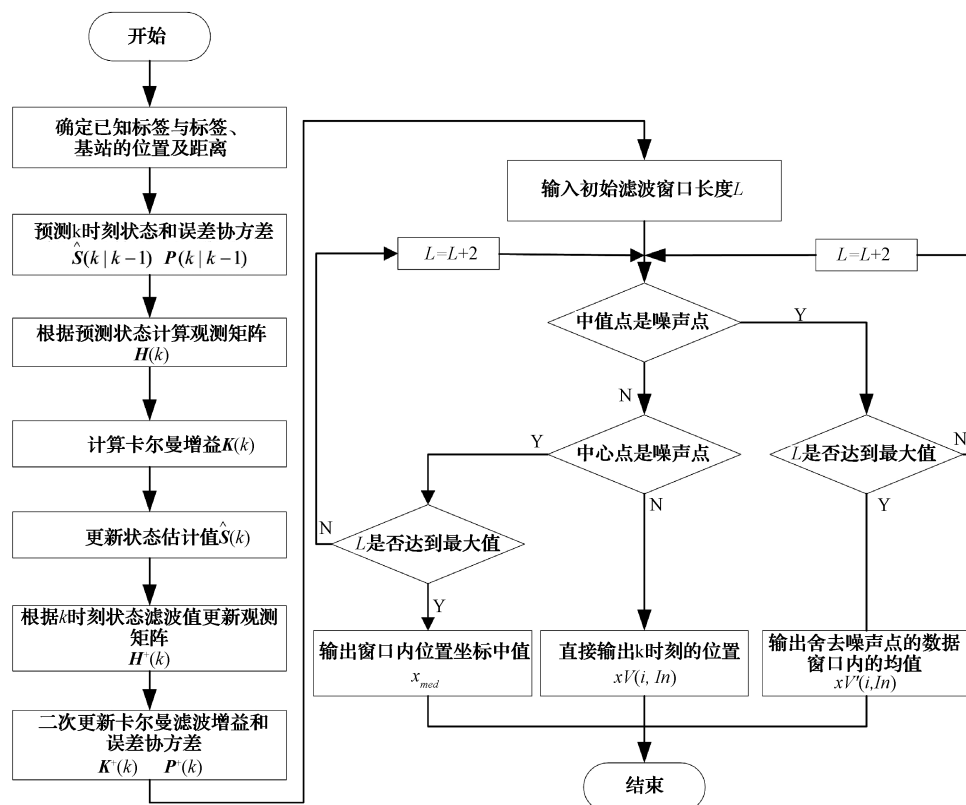


图2 定位算法流程

Fig. 2 Flow chart of positioning algorithm

1.9 μA ,通信距离可达6 km。LoRa 网关侧主要包含主控内嵌改进融合算法程序的IMX6ULL核心板及SX1301网关芯片。由多个终端传感节点里的定位模块采集轨迹信息经由LoRa模块上传至网关侧。LoRa网关芯片接收到多个节点信息后实时解析出定位数据,再由本文所提定位优化算法进行数据处理得到更为精确可靠的定位结果。

为验证本文所提算法的定位准确性与可靠性,采用MATLAB R2016a仿真平台进行实验求证,对比各种算法的优劣。仿真实验的定位场景如图3所示。假设定位区域是一个三维不规则有坡度的空间区域,4个LoRa通信基站A1~A4坐标位置分别为(50,0,0)、(0,50,0)、(0,0,50)、(50,50,25)。LoRa基站通信半径为50 m,4个移动节点标签分别按照直线、折线、方形、混合曲线的三维路线从坐标原点(0,0,0)开始移动。

假设T0标签运动至四基站通信覆盖区后原地运动,其余标签按预先设计轨迹运动,并且假设正常情况下各个标签之间可以正常通信,则整个通信网络总共有22条通信路径。室外多人员定位往往同时存在视距路径和非视距路径,所以仿真实验中假设视距路径下受到均值为0、方差为0.4的高斯白噪声加扰,考虑到非视距路径下存在高斯白噪声和随机噪声共同作用,因此需要再加上0.5~1.5 m随机噪声。实验模拟室外多NLOS路径、通信质量

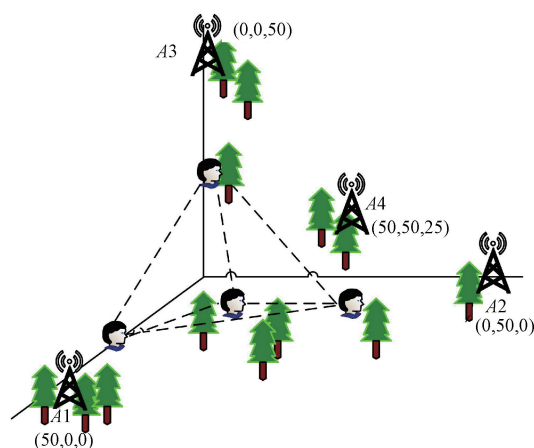


图3 定位场景示意图

Fig. 3 Schematic diagram of the location scenario

差的自然环境则是通过改变通信路径中含有随机噪声的路径数并衡量算法的平均定位误差验证实现。设置仿真采样时间间隔 $\Delta T=1\text{ s}$,总采样点数为50个,标签初始都静止位于原点处,即 $S(0)$ 是24维的0矩阵, $P(0)=10^{-6}\mathbf{I}_{24\times 24}$, $\mathbf{Q}_1=\mathbf{Q}_2=\mathbf{Q}_3=\mathbf{Q}_4=\tau\mathbf{q}\tau^T$, $\mathbf{q}=10^{-3}\mathbf{I}_{3\times 3}$, $\mathbf{R}=0.01\mathbf{I}_{22\times 22}$ 。 $\mathbf{I}$ 是单位矩阵,滑动滤波器窗口长度 L 自适应变化。

3.2 实验结果及分析

在不同最具代表性的定位算法下解算出的移动标签 $T0\sim T3$ 的行走轨迹曲线如图4所示,对比当前具有代表性的定位算法,包括三边定位算法(trilateration, TRI)、

EKF算法、扩展卡尔曼滤波协同定位(co-location extended Kalman filter, COEKF)算法^[4],验证本文所提 COM-VEKF-AMF算法的优越性。

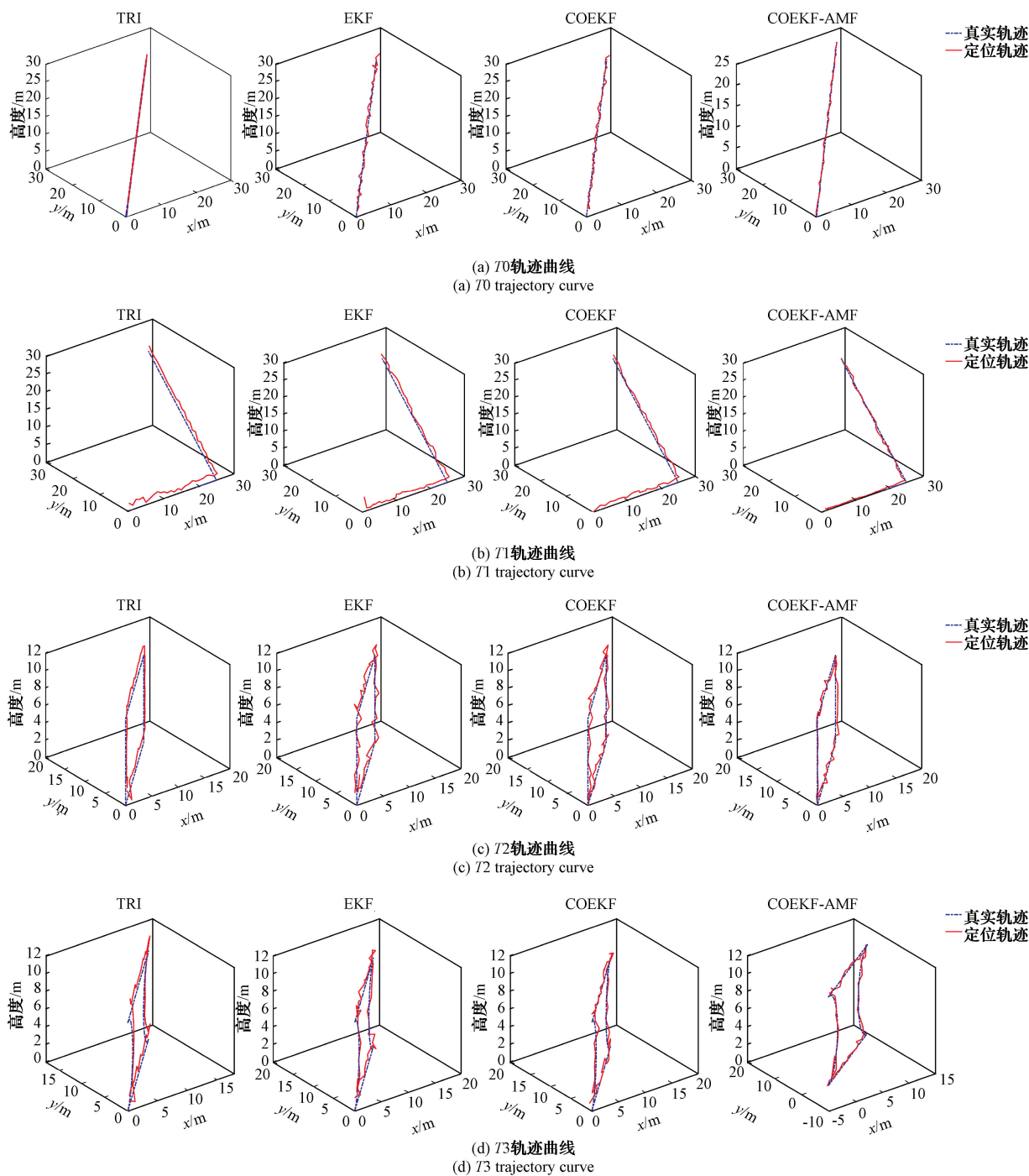


图4 各标签的定位轨迹曲线

Fig.4 Positioning track curve of each label

通过对各个标签经过不同算法解算后的定位结果对比发现,TRI算法解算出的标签的定位轨迹受噪声影响,相较真实轨迹偏差大;EKF算法由于利用了相邻时刻的

状态、预测信息使得定位结果偏差得到改善,但定位结果相距真值仍有较大差距;COEKF算法则是在EKF算法基础上充分利用各移动标签可以相互辅助参与到位

法中,将移动标签看作一个整体,利用移动群组之间的测距信息辅助参与到移动点的定位过程中,定位轨迹得到进一步改善;本文算法在 COEKF 算法基础上根据当前时刻状态估计值重新迭代得到包含当前时刻测距信息的定位值从而修正偏差,有效抑制非视距误差,又根据不同浓度噪声来弹性调节滤波窗口长度,处理定位坐标中的噪声异常值,经过二次优化后定位轨迹偏差明显小于其他算法结果。

为对比和验证本文算法的性能指标,对比文献[16]的基于 KPCA-RBF 辅助 EKF 的 GPS/UWB 紧组合协同定位先进算法。过程中在同一环境下测试多次,以消除定位结果的偶然性。表 1 为标签在 EKF、KPCA-RBF 和本文算法 3 种方法的性能对比。可以看出,本文算法较传统 EKF 算法、基于核主成分分析和改进的 RBF 神经网络辅助 EKF 算法的平均绝对位置误差分别降低 58%、14.7%,均方误差分别降低 54.9%、13%。

表 1 多种方法下性能比较		
Table 1 Performance comparison under various methods		
(m)		
方法	平均绝对位置误差	均方误差
EKF	1.810 0	1.857
KPCA-RBF	0.891 1	0.962
COMVEKF-AMF	0.760 0	0.837

正常通信时标签在具有代表性的不同算法下的均方根定位误差如图 5 所示。对比 $T0\sim T3$ 标签在本文算法下的解算结果可知,较 TRI、EKF、COEKF 算法均方位误差分别降低 49.7%~61.6%、38.8%~53.2%、25.8%~44%,证明了算法在三维空间中以多节点协同定位、修正协方差矩阵的扩展卡尔曼滤波和改进自适应中值滤波多重作用下,可以有效抑制环境中随机干扰、非视距等问题,提高目标节点的定位准确性。

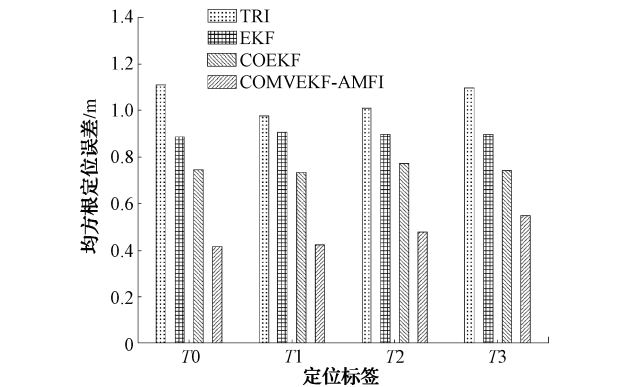


图 5 正常通信时各算法的均方根定位误差
Fig. 5 RMSE positioning errors of each algorithm in normal communication

移动节点标签 $T2$ 的平均定位误差随 NLOS 误差增大的变化情况如图 6 所示。由图 6 可知,各算法解算出的平均定位误差与标签受到非视距强度成正比,虽然这是节点在移动过程中的定位信息准确度下降造成的不可避免的现象,但通过对比发现,在加入相同的扰动误差条件下,所提 COMVEKF-AMF 算法的平均定位误差上升较为平缓,呈现出更好的抗非视距误差的效果。表 2 是 $T2$ 标签在不同非视距误差下本文算法相较于其他代表性定位算法的平均定位误差下降百分比。

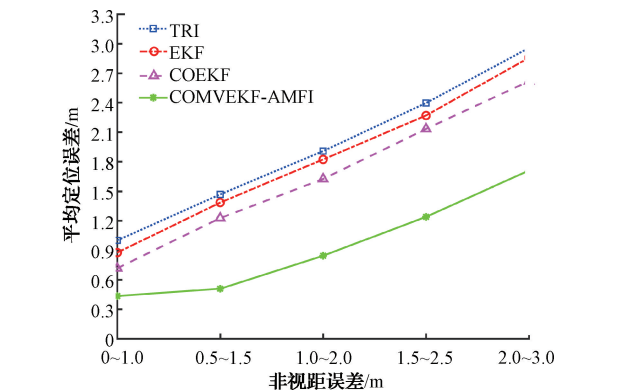


图 6 不同非视距误差下标签的平均定位误差
Fig. 6 Average positioning errors of labels under different non-line-of-sight errors

表 2 $T2$ 标签在 COMVEKF-AMF 算法下平均定位误差下降百分比			
Table 2 The average positioning error reduction percentage of $T2$ label under COMVEKF-AMF algorithm (%)			
非视距误差	TRI	EKF	COEKF
0~1.0 m	56.7	50.5	39.5
0.5~1.5 m	65.4	63.3	58.6
1.0~2.0 m	55.8	53.7	48.1
1.5~2.5 m	48.3	45.4	41.9
2.0~3.0 m	42.2	40.2	34.7

为了说明所提算法在抗非视距性能上的优势,在三维各方向上 NLOS 误差均为 1.0 m 时,标签 $T1$ 的平均定位误差随系统 NLOS 路径数增加的变化情况如图 7 所示。显然协同定位网络的非视距路径数增多会导致平均定位误差相应增大,但具体走势又略有不同。代表性算法 TRI、EKF 受 NLOS 路径数影响大,但因测距值仅与标签到基站的测距值相关,所有在非视距路径达到 16 条后定位误差不受影响;而 COEKF 算法对比前两种算法,轨迹偏差稍有下降,但测距值来源于标签到基站以及标签之间,所以抑制 NLOS 的效果仍不够理想;本文算法的平均定位误差相较前 3 种算法而言有大幅下降,在 LoRa 协同网络受多非视距影响、通信质量很差的情况下定位精度能保证在 0.49~0.565 m,极大地克服野外火场救援等复杂

作业环境下定位准确性低的问题。

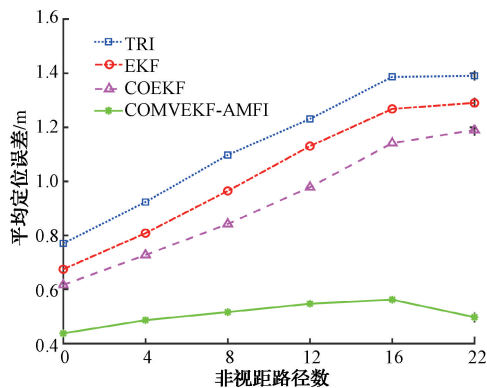


图7 标签在多条非视距路径数下的平均定位误差

Fig. 7 Average positioning error of labels with multiple NLOS paths

4 结论

为了提高消防员野外火场抢险的安全系数、实时获取消防员的定位信息,提出一种基于 LoRa 的森林消防协同定位算法,消防员携带的 LoRa 定位标签可互相提供测距信息作为伪锚节点参与到彼此的辅助定位中,通过修正协方差扩展卡尔曼滤波算法减小 NLOS 误差;再由改进的自适应中值滤波算法进一步优化定位结果,平滑轨迹曲线。实验数据表明,所提算法在室外多 NLOS 环境、通信质量差情况下定位误差精度在 0.49~0.565 m,明显优于其他定位算法。本文所提算法可为消防员森林抢险救援安全提供可靠保障。但由于仿真验证在 MATLAB 中实现,在未来的研究,考虑使用 JAVA 实现算法并将程序内嵌入系统 LoRa 网关程序设计中,并可以考虑通过研究标签节点的布局方式等方法对系统定位精度的影响。

参考文献

- [1] SHAHDAD S Y, KHAN M, SULTANA H, et al. Routing protocols for constraint devices internet of things network [C]. International Conference on Communication and Signal Processing (ICCSP), 2019: 114-117.
- [2] 吴雅琴,师兰兰. 基于 LoRa 的火灾救援现场人员定位算法研究[J]. 计算机应用与软件, 2020, 37(6): 70-75.
WU Y Q, SHI L L. Personnel location algorithm in fire rescue sence based on LoRa [J]. Computer Applications and Software, 2020, 37(6): 70-75.
- [3] 李露,胡乃瑞,王君伟. 基于北斗定位与 LoRa 无线技术的野外搜救监测系统设计[J]. 电子器件, 2021, 44(2): 428-433.
LI L, HU N R, WANG J Y. Design of field search and rescue monitoring system based on Beidou

positioning and LoRa wireless technology [J]. Electronic Devices, 2021, 44(2): 428-433.

- [4] 唐炯. 一种基于改进 Kalman 滤波的多传感器室内定位方案[J]. 计算机应用与软件, 2021, 38(7): 113-119.
TANG X. A multi-sensor indoor positioning scheme based on improved Kalman filter [J]. Computer Application and Software, 2021, 38(7): 113-119.
- [5] 刘忠耿,练智超,冯长驹. 多种信息融合的实时在线多目标跟踪[J]. 南京信息工程大学学报(自然科学版), 2017, 9(6): 656-660.
LIU ZH G, LIAN ZH CH, FENG CH J. An online real-time multiple object tracker with multiple information integration [J]. Journal of Nanjing University of Information Science & Technology, 2017, 9(6): 656-660.
- [6] 杨刚,朱士玲,李强,等. 基于 UWB 的消防员室内协同定位算法[J]. 计算机工程与应用, 2022, 58(4): 106-117.
YANG G, ZHU SH L, LI Q, et al. UWB based indoor collaborative positioning algorithm for firefighters [J]. Computer Engineering and Applications, 2022, 58(4): 106-117.
- [7] 张新荣,熊伟丽,徐保国. 采用 RSSI 模型的无线传感器网络协作定位算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2016, 30(7): 1008-1015.
ZHANG X R, XIONG W L, XU B G. Cooperative localization algorithm applying RSSI model in wireless sensor network [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2016, 30(7): 1008-1015.
- [8] 梁玉珠,沈雪微,邱磊,等. 物联网中基于扩展卡尔曼滤波的移动群体定位[J]. 北京邮电大学学报, 2019, 42(2): 95-100.
LIANG Y ZH, SHEN X W, QIU L. Extended Kalman filter for mobile groups users localization in internet of things [J]. Journal of Beijing University of Posts and Telecom, 2019, 42(2): 95-100.
- [9] 高文哲,李智. 基于交互多模型 Kalman 的无人集群跟踪优化算法[J]. 计算机应用与软件, 2022, 39(8): 285-290, 330.
GAO W ZH, LI ZH. An unmanned cluster tracking optimization algorithm based on interactive multi-model Kalman [J]. Computer Applications and Software, 2022, 39(8): 285-290, 330.
- [10] 张斌飞,靳伍银. 基于 UWB 和 IMU 紧组合的室内定位导航算法[J]. 电子测量技术, 2022, 45(10): 67-73.
ZHANG B F, JIN W Y. Indoor positioning and navigation algorithm based on based on UWB and

- IMU tightly coupled [J]. Electronic Measurement Technology, 2022, 45(10):67-73.
- [11] CUI W, LI B, ZHANG L, et al. Robust mobile location estimation in NLOS environment using GMM, IMM, and EKF(Article)[J]. IEEE Systems Journal, 2019, 13(3): 3490-3500.
- [12] 邓兵,孙正波,贺青. 估计偏差修正扩展卡尔曼滤波新算法[J]. 西安电子科技大学学报, 2018, 45(3): 130-135.
- DENG B, SUN ZH B, HE Q. Novel Extended Kalman filter with linear-correction[J]. Journal of Xidian University, 2018, 45(3): 130-135.
- [13] 王松林, 蒋峥. 改进的自适应加权中值滤波算法[J]. 传感器与微系统, 2016, 35(11):128-131.
- WANG S L, JIANG ZH. Improved adaptive weighted median filtering algorithm [J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2016, 35(11): 128-131.
- [14] 鲁旭涛,薛凯亮,李静,等. 基于神经网络预测的室内测距算法研究[J]. 国外电子测量技术, 2021, 40(7): 70-76.
- LU X T, XUE K L, LI J, et al. Research on indoor ranging algorithm based on neural network prediction [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2021, 40(7): 70-76.
- [15] 帅慕蓉,廖秀英,程辉,等. 一种改进均值的自适应中值滤波算法[J]. 测绘通报, 2019(3): 53-56, 90.
- SHUAI M R, LIAO X Y, CHENG H, et al. An improved mean-valued method of adaptive median filter [J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2019(3): 53-56, 90.
- [16] 孙伟,曹红阳. KPCA/改进 RBF 神经网络辅助的 GPS/UWB 协同定位方法[J]. 导航定位学报, 2022, 10(6): 112-121.
- SUN W, CAO H Y. KPCA/ improved RBF neural network aided GPS/UWB cooperative positioning method [J]. Journal of Navigation and Positioning, 2022, 10(6): 112-121.

作者简介

任新宇,硕士研究生,主要研究方向为物联网目标定位、嵌入式系统。

E-mail: renxinyu202104@163.com

袁三男(通信作者),博士,副教授,硕士生导师,主要研究方向为物联网、嵌入式系统、视音频处理。

E-mail: samuel.yuan@shiep.edu.cn