

NLOS 环境下基于 WSN 的救援人员定位系统研究*

王钦锐¹, 黄越洋¹, 石元博², 张吉祥¹, 左梓邑¹

(1. 辽宁石油化工大学 信息与控制工程学院, 辽宁 抚顺 113001;

2. 辽宁石油化工大学 计算机与通信工程学院, 辽宁 抚顺 113001)

摘要: 在大型建筑灾难发生过程中, 由于受到有毒烟雾、噪声、大火、漏电、光线等不利因素影响, 加上大型建筑内部结构复杂, 很多救援人员难以获得可靠的信息。针对上述情况, 无线传感器网络在室内复杂环境定位方面可以发挥其优势作用, 但目前面临的挑战就是在 LOS 环境下其定位精度非常高, 然而在 NLOS 环境下其测量可能会受到非视距传播的污染, 从而导致定位精度下降。针对这一现象, 提出一种改进的无迹卡尔曼滤波(MKF)定位方法。首先, 采用检验统计方法识别移动节点和信标节点之间的传播状态。然后, 利用线性卡尔曼滤波器(LKF)平滑测量距离, 在此基础上利用 MKF 削弱 NLOS 对于测量产生的影响。之后, 采用无迹卡尔曼滤波(UKF)方法来确定未知移动节点的位置信息。最后通过数值仿真实验验证了所提算法的有效性。

关键词: 无线传感器网络; 非视距; 无迹卡尔曼滤波; 定位; 救援

中图分类号: TN911.23

文献标识码: A

DOI: 10.16157/j.issn.0258-7998.200409

中文引用格式: 王钦锐, 黄越洋, 石元博, 等. NLOS 环境下基于 WSN 的救援人员定位系统研究[J]. 电子技术应用, 2020, 46(12): 78-82, 88.

英文引用格式: Wang Qinrui, Huang Yueyang, Shi Yuanbo, et al. Research on the location system of rescuers based on WSN in NLOS environment[J]. Application of Electronic Technique, 2020, 46(12): 78-82, 88.

Research on the location system of rescuers based on WSN in NLOS environment

Wang Qinrui¹, Huang Yueyang¹, Shi Yuanbo², Zhang Jixiang¹, Zuo Ziyi¹

(1. The School of Information and Control Engineering, Liaoning Shihua University, Fushun 113001, China;

2. The School of Computer and Communication Engineering, Liaoning Shihua University, Fushun 113001, China)

Abstract: During the process of large building disaster, due to the adverse effects of toxic smoke, noise, fire, electricity leakage, light and other factors, as well as the complex internal structure of large buildings, it is difficult for many rescuers to obtain reliable information. Considering the above situation, wireless sensor networks can play their advantages in positioning indoor complex environments. But there is a challenge. Although their positioning accuracy is very high in the LOS environment, their measurement may be polluted by non-line-of-sight propagation in the NLOS environment, which results in a decrease in positioning accuracy. To solve this problem, we propose an improved location method based on unscented Kalman filter(UKF). Firstly, the propagation state between mobile node and beacon node is identified by means of test statistics. Secondly, the linear Kalman filter(LKF) is used to measure the distance smoothly. On this basis, a modified Kalman filter (MKF) is used to weaken the influence of NLOS on the measurement. Then, the UKF method is used to determine the location information of the unknown mobile node. Finally, the effectiveness of the proposed algorithm is verified by numerical simulation.

Key words: wireless sensor network; nonline-of-sight; unscented Kalman filter; location; rescue

0 引言

随着中国城市化进程速度的加快, 高建筑物密度区域也在不断增加。因此, 这些城市化区域在面临大型灾难应对方面遭受着巨大压力^[1-2]。GPS 在空旷的环境下定位能够发挥巨大优势, 可对于复杂的室内环境则显得力不从心, 而无线传感器因其网络自组织能力强、易部

署、低能耗等特点在室内定位中有着较为良好的应用前景^[3]。目前最为普遍的基于距离的定位方法有到达时间(TOA)定位方法、到达时间差(TDOA)定位方法、接收信号强度(RSS)定位方法和到达角(AOA)^[4-5]定位方法等。

由于 NLOS 定位方法传播误差被认为是定位系统的主要误差来源之一, 因此在无线传感器网络定位中, 识别 NLOS 传播和削弱 NLOS 的影响非常重要。在过去的十几年中, 关于 NLOS 识别和削弱的研究方法层出不穷。

* 基金项目: 辽宁省大学生创新创业训练计划项目省级项目(201910148084); 辽宁石油化工大学科研启动基金(2020xJL-009)

在文献[6]中,作者采用二元假设检验来识别测量的 LOS 状态;在文献[7]中,提出了似然比检验的方法;在文献[8-9]中,作者提出了统计分析方法。这些方法被广泛应用于 NLOS 的鉴定。对于运动目标跟踪问题,文献[10]采用卡尔曼滤波算法的线性回归模型生成测量值的残差,然后对残差进行筛选;文献[11]采用多项式拟合和基于 KF 统计分析的方法进行 NLOS 识别,然后采用极大似然法进行定位;文献[12]提出了采用伪测量位置来检测 LOS 或 NLOS 的测量信息,然后利用 KF 对所选的 LOS 伪测量位置求平均的方法进行运动目标定位;文献[13]采用两个平行的卡尔曼滤波器对测量进行滤波,之后用扩展卡尔曼的方法进行定位;文献[14]提出了基于 UKF 的 IMM 方法来估计移动目标的位置。

然而,这些算法需要大量的计算、高锚节点(ANs)密度和大量的信息等。基于以上分析,本文采用基于距离的测量方法 TOA 进行测距,并对此进行平滑,之后利用假设检验的方法辨识传播状态,并采用 MKF 来削弱 NLOS 带来的偏置误差。最后采用 UKF 来确定移动节点的位置。

1 系统模型

本文研究的环境如图 1 所示,救援人员在某学院办公楼走廊沿箭头方向移动,走廊两侧为办公室,走廊和办公室布置 M 个信标节点(ANs),坐标为 $\theta_i = (x_i, y_i)^T, i=1, \dots, M$ 。移动节点(MN)在移动监测区域的位置是 $\theta = (x, y)^T$ 。假设 MN 与 ANs 通信,通过一种测距方法来获取距离测量值。

在救援人员移动的过程中,信标节点和移动节点通

信方式总是在 LOS 和 NLOS 情况下不断进行切换。

在 LOS/NLOS 混合环境下,MN 与第 i 个 AN 之间第 k 步的实际距离 $\hat{d}_i(k)$ 可以表示为^[15]:

$$\hat{d}_i(k) = \begin{cases} d_i(k) + n_i & i=1, \dots, M \\ d_i(k) + n_i + v_i & \end{cases} \quad (1)$$

其中, n_i 表示 LOS 传播条件下的距离测量噪声,服从均值为 0、标准差为 σ_1 的高斯分布; NLOS 测量噪声 v_i 服从均值为 μ 、标准偏差为 σ_2 的高斯分布; $\hat{d}_i(k)$ 是 MN 与第 i 个 AN 之间的欧几里得距离,定义为:

$$d_i(k) = h(\theta) = \sqrt{(x-x_i)^2 + (y-y_i)^2} \quad (2)$$

2 平滑测量距离

2.1 线性卡尔曼滤波

第 k 步,MN 与第 i 个 AN 之间的距离状态向量定义为:

$$D_i(k) = [\hat{d}_i(k), \dot{\hat{d}}_i(k)]^T \quad (3)$$

其中, $\hat{d}_i(k)$ 和 $\dot{\hat{d}}_i(k)$ 分别是 MN 相对于第 i 个 AN 的距离和速度状态。

用线性动力学方程定义了系统的状态空间模型:

$$D_i(k) = \phi D_i(k-1) + B \omega_D(k-1) \quad k=1, \dots, K \quad (4)$$

其中, $\phi = \begin{bmatrix} 1 & \Delta T \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$, $B = \begin{bmatrix} \Delta T^2/2 \\ \Delta T \end{bmatrix}$, ΔT 为采样周期; 随机过程噪声 ω_D 由 MN 的加速度产生,服从均值为 0、方差为 Q_D 的高斯分布。

观测方程定义为:

$$Z_i(k) = H D_i(k) + N_{\text{LOS/NLOS}} \quad k=1, \dots, K \quad (5)$$

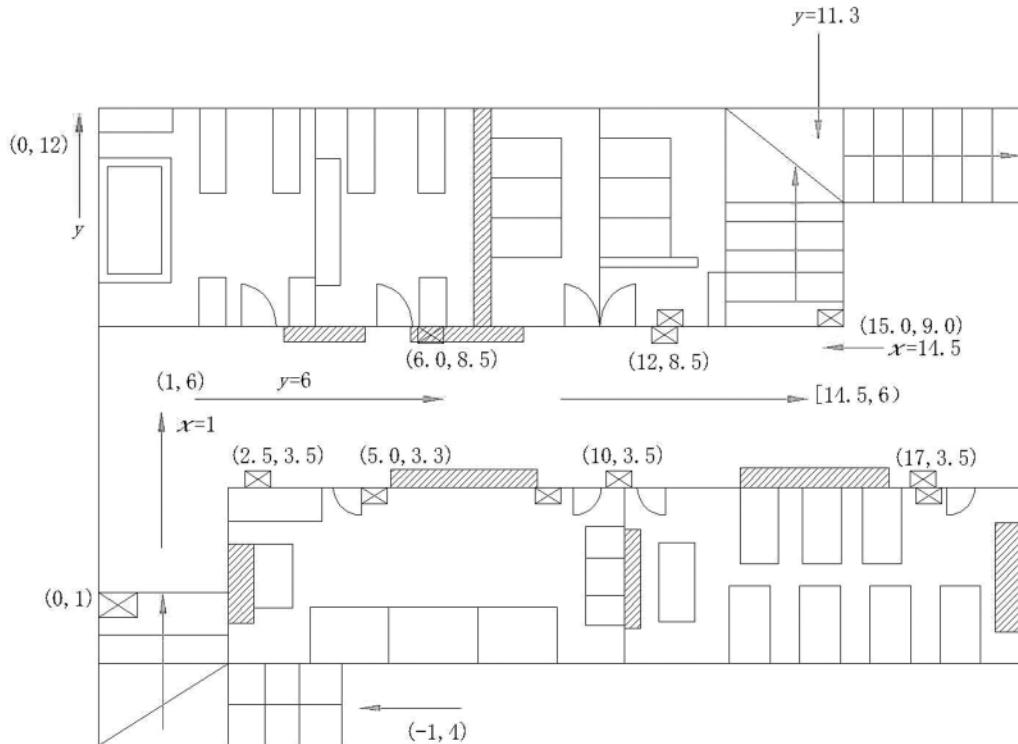


图 1 救援人员运动环境

通信与网络

Communication and Network

其中, $H=[1 \ 0]$; N_{LOS} 只包含距离测量噪声 n_i , 而 $N_{\text{LOS/NLOS}}$ 不仅包含距离测量噪声 n_i , 还包含 NLOS 测量噪声 v_i 。测量误差的协方差矩阵为 $R=\sigma_v^2$ 。

2.2 NLOS 检测

LKF 方法可以削弱测量噪声的影响。第 k 步, 滤波距离与状态估计之间的关系可以表示为:

$$\hat{Z}_i(k)=H\hat{D}_i(k|k) \quad (6)$$

其中, 在第 k 步, MN 与第 i 个 AN 之间的距离为 $\hat{Z}_i(k)$ 。

为了检测 NLOS 的存在, 定义统计检验如下:

$$T_i(k)=(Z_i(k)-\hat{Z}_i(k|k-1))^T S_i^{-1}(k) \cdot (Z_i(k)-\hat{Z}_i(k|k-1)) \quad (7)$$

其中, $Z_i(k)$ 为第 k 步时 MN 与第 i 个 AN 之间的测量值, $\hat{Z}_i(k|k-1)$ 为第 k 步预测距离。假设 TH 为阈值, 定义以下假设来识别传播条件。

$$\begin{cases} T_i(k) < \text{TH, LOS} \\ T_i(k) > \text{TH, NLOS} \end{cases} \quad (8)$$

如果 $T_i(k)$ 小于阈值, 则将 $\hat{Z}_i(k)$ 视为 LOS 测量值并保留。否则, 将它被视为一个 NLOS 测量来处理。

2.3 NLOS 的削弱

这部分采用 MKF 来削弱 NLOS 的影响^[16]。 $\sigma_i(k)$ 可以从 C 数据样本中得到:

$$\sigma_i(k)=\sqrt{\frac{1}{C} \sum_{j=k-C+1}^k (Z_j(k)-\hat{Z}_j(k))^2} \quad (9)$$

通过调整测量噪声协方差 $\sigma_v^2(k)$ 和预测协方差 $\sigma_i^2(k)$ 来减小正 NLOS 误差分量。调整规则如下:

LOS 传播:

$$\sigma_v^2(k)=\sigma_i^2(k) \quad (10)$$

NLOS 传播:

(1) 情况 1:

$$V_i(k)=Z_i(k)-H\hat{D}_i(k|k-1)>0 \quad (11)$$

$$\sigma_v^2(k)=\sigma_i^2(k)+\left(\frac{V_i(k)}{\rho}\right)^2 \quad (12)$$

(2) 情况 2:

$$V_i(k)=Z_i(k)-H\hat{D}_i(k|k-1)<0 \quad (13)$$

$$\sigma_v^2(k)=\sigma_i^2(k) \quad (14)$$

$$P_i(k|k-1)=P_{(1,1)}(k|k-1)+\left(\frac{V_i(k)}{\rho}\right)^2 \quad (15)$$

其中, $\hat{D}_i(k|k-1)$ 为第 k 步的预测状态估计; $V_i(k)$ 为第 k 步的测量残差; $P_i(k|k-1)$ 为第 k 步的预测协方差矩阵; ρ 是一个常数, 其值设置为 3; $P_{(1,1)}(k|k-1)$ 是协方差矩阵 $P(k|k-1)$ 的左上角。

3 UKF 移动定位

第 k 步, 滤波距离可以写成:

$$\bar{d}_i(k)=H\hat{D}_i(k|k) \quad (16)$$

其中, $\hat{D}_i(k|k)$ 为第 k 步的状态估计。

本文将使用 UKF 来处理 MN 的非线性定位问题。

与式(3)相似, 位置状态方程可以写为:

$$X(k)=FX(k-1)+C\epsilon(k) \quad (17)$$

其中, $X(k)=[x, y, \dot{x}, \dot{y}]^T$, $\epsilon(k)$ 为系统随机噪声, ΔT 为采样周期, 且:

$$F=\begin{bmatrix} 1 & 0 & \Delta T & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \Delta T \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (18)$$

$$C=\begin{bmatrix} \Delta T^2/2 & 0 \\ 0 & \Delta T^2/2 \\ \Delta T & 0 \\ 0 & \Delta T \end{bmatrix} \quad (19)$$

位置状态观测方程为非线性方程, 定义为:

$$r(k)=h(X(k))+\theta(k) \quad (20)$$

其中, $\theta(k)$ 是观测噪声; $h(X(k))=[d_1(k), d_2(k), \dots, d_M(k)]^T$; $r(k)=[\bar{d}_1(k), \dots, \bar{d}_M(k)]^T$, $r(k)$ 是一个滤波的距离测量向量。

基于 UKF 的 MN 定位过程描述如下:

$$\hat{X}(k|k-1)=F\hat{X}(k-1|k-1) \quad (21)$$

$$P(k|k-1)=FP(k-1|k-1)F^T+CQC^T \quad (22)$$

其中, $\hat{X}(k|k-1)$ 为第 k 步预测状态估计, $\hat{X}(k-1|k-1)$ 为第 $k-1$ 步状态估计, $P(k|k-1)$ 为第 k 步预测协方差矩阵, $P(k|k)$ 为第 k 步更新协方差矩阵。

UKF 的 sigma 点是根据 $\hat{X}(k|k-1)$ 和 $P(k|k-1)$ 产生的, 形式如下:

$$\begin{cases} \hat{X}^0(k|k-1)=\hat{X}(k|k-1) \\ \hat{X}^j(k|k-1)=\hat{X}(k|k-1)+\sqrt{M+\lambda}(\sqrt{P(k|k-1)})_j \\ \quad j=1, \dots, M \\ \hat{X}^j(k|k-1)=\hat{X}(k|k-1)-\sqrt{M+\lambda}(\sqrt{P(k|k-1)})_j \\ \quad j=M+1, \dots, 2M \end{cases} \quad (23)$$

其中, M 是状态维数, λ 是比例因子。采样点的权值可以表示为:

$$\begin{cases} \omega_m^0=\frac{\lambda}{M+\lambda} \\ \omega_m^0=\frac{\lambda}{M+\lambda}+(1-\alpha^2+\beta) \\ \omega_m^j=\omega_c^j=\frac{\lambda}{2(M+\lambda)}, j=1, \dots, 2M \end{cases} \quad (24)$$

其中, α, β 是常数。

生成的 sigma 点非线性变换函数为:

$$\bar{r}_i^j(k|k-1)=h(\hat{X}^j(k|k-1)), j=0, \dots, 2M \quad (25)$$

变换后的 sigma 点均值、协方差计算如下:

$$\hat{r}_i(k|k-1) = \sum_{j=0}^{2M} \omega_c^j r_i^j(k|k-1) \quad (26)$$

$$\begin{aligned} P_z(k|k-1) = & \sum_{j=0}^{2N} \omega_c^j (\mathbf{r}^j(k|k-1) - \hat{\mathbf{r}}(k|k-1)) (\mathbf{r}^j(k|k-1) - \\ & \hat{\mathbf{r}}(k|k-1))^T + \mathbf{R}_k \end{aligned} \quad (27)$$

其中：

$$\mathbf{r}^j(k|k-1) = [r_1^j(k|k-1), \dots, r_M^j(k|k-1)]^T \quad (28)$$

$$\hat{\mathbf{r}}(k|k-1) = [\hat{r}_1(k|k-1), \dots, \hat{r}_M(k|k-1)]^T \quad (29)$$

$$\begin{aligned} P_{xz}(k|k-1) = & \sum_{j=0}^{2M} \omega_c^j (\hat{\mathbf{X}}^j(k|k-1) - \hat{\mathbf{X}}(k|k-1)) \mathbf{r}^j(k|k-1) - \\ & \hat{\mathbf{r}}(k|k-1))^T \end{aligned} \quad (30)$$

$$KF \text{ 增益定义为: } \mathbf{K}(k) = P_{xz}(k|k-1) P_z^{-1}(k|k-1) \quad (31)$$

系统状态估计和更新的协方差矩阵表示为：

$$P(k|k) = P(k|k-1) - \mathbf{K}(k) P_z(k|k-1) \mathbf{K}(k)^T \quad (32)$$

$$\hat{\mathbf{X}}(k|k) = \hat{\mathbf{X}}(k|k-1) + \mathbf{K}(k) (\hat{\mathbf{r}}(k) - \hat{\mathbf{r}}(k|k-1)) \quad (33)$$

其中, $P(k|k)$ 为第 k 步的更新协方差矩阵。

在室内复杂环境下采用 MKF 方法有效地降低了非视距测量所引起的误差。在定位阶段, UKF 用于消除误差, 从而得到高精度的定位估计。

4 性能分析

仿真环境模拟本校信控学院办公楼三楼的环境, 移动目标节点在走廊中间做匀速直线运动, 在 $20 \text{ m} \times 10 \text{ m}$ 面积的室内部署了 6 个信标节点。信标节点的位置坐标分别是 $\mathbf{AN}_1 = (2.5, 3.5)$, $\mathbf{AN}_2 = (7.5, 3.5)$, $\mathbf{AN}_3 = (10, 3.5)$, $\mathbf{AN}_4 = (17, 3.5)$, $\mathbf{AN}_5 = (5, 8.5)$, $\mathbf{AN}_6 = (14.5, 8.5)$ 。仿真参数, LOS 噪声的标准方差 $\sigma_1 = 1$, NLOS 噪声的均值 $\mu = 2$, NLOS 噪声的标准方差 $\sigma_2 = 4$, $\Delta T = 1$ 。

下面将本文所提算法 MKF-UKF 与 UKF、EKF、LSM 进行比较。仿真通过 1000 次蒙特卡罗试验进行测试, 并通过平均定位误差(ALE)指标进行评估:

$$\text{ALE} = \frac{1}{K \cdot K_n} \sum_{i=1}^{K_n} \sum_{k=1}^K \sqrt{(x(k) - \hat{x}_i(k|k))^2 + (y(k) - \hat{y}_i(k|k))^2} \quad (34)$$

其中, $(x(k), y(k))$ 是 MN 第 k 时刻真实位置; $(\hat{x}_i(k|k), \hat{y}_i(k|k))$ 是 MN 第 i 次实验所估计位置, $K_n = 1000$, $K = 100$ 。

图 2 给出了所有 AN 的位置、理想的 MN 轨迹以及真实轨迹的变化。由图可以看出大多数采样点都可以跟踪上理想轨迹, 只有少数采样点有一定的偏差。

图 3 显示了 4 种算法在每个采样点中的定位误差。从图中可以看出对于所提 MKF-UKF 算法定位误差最小, 几乎所有采样点的误差都小于 2 m。而 LSM 的定位误差最大, 有的采样点甚至达到 12 m。因而仿真结果表明, 所提算法在大多数采样点上都具有较好的性能。

如图 4 所示, 4 种算法的 ALE 都随着 LOS 测量误差

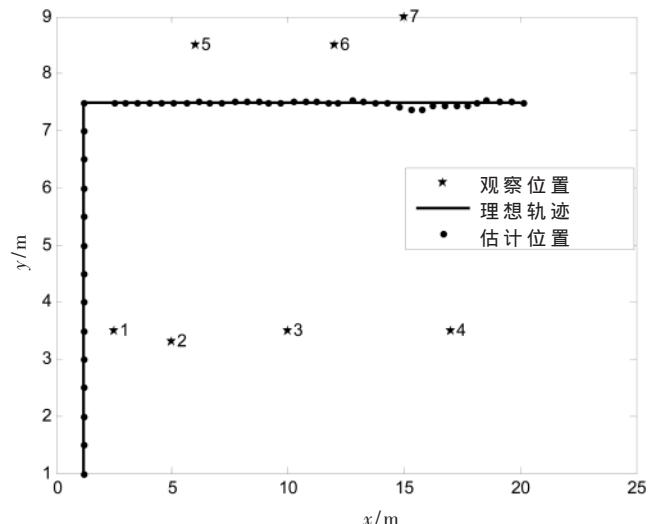


图 2 跟踪效果图

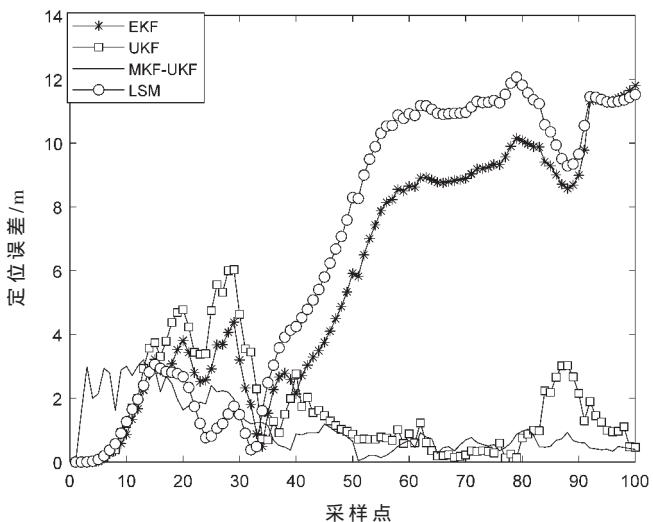


图 3 每个采样点的定位误差

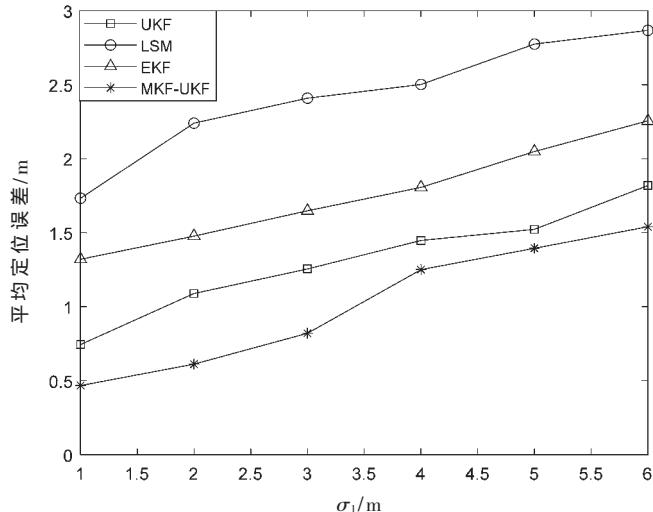


图 4 ALE 与 LOS 测量误差的标准偏差 σ_1

σ_1 的增大而增大。显然, 本文所提的 MKF-UKF 算法的

ALE 增长最慢。因此,该算法的性能最好。

图 5 描述了 ALE 与 NLOS 测量误差均值 μ 之间的关系。4 种算法的相似性在于 ALE 都随着测量误差均值 μ 的增加而增加。但 LSM 算法受 NLOS 测量误差均值 μ 影响较大;所提算法 MKF-UKF 受 NLOS 测量误差均值 μ 影响最小,因此该算法精度最高。

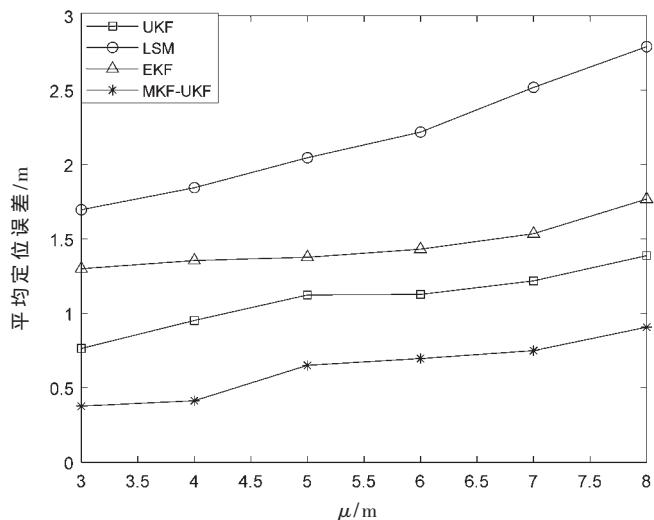


图 5 ALE 与 NLOS 测量误差均值 μ 之间的关系

表 1 描述了 ALE 和 NLOS 测量误差的标准偏差 σ_2 之间的关系。由表 1 可见,当 $\sigma_2=3$ 时,所提出算法 MKF-UKF 相对于 UKF、EKF、LSM 分别增加了 37.2%、61.74%、71.4%;当 $\sigma_2=7$ 时所提出算法 MKF-UKF 相对于 UKF、EKF、LSM 分别增加了 17.2%、46.8%、81.5%。

表 1 ALE 和 NLOS 测量误差的标准偏差 σ_2 之间的关系

算法	$\sigma_2=3$	$\sigma_2=4$	$\sigma_2=5$	$\sigma_2=6$	$\sigma_2=7$
MKF-UKF	0.466 9	0.588 7	0.620 5	0.724 8	0.843
UKF	0.744 0	0.807 0	0.895 3	0.947 5	1.018 4
EKF	1.220 4	1.276 8	1.347 5	1.486	1.585 3
LSM	1.632 6	1.756 7	2.039 7	3.786 5	4.573 9

5 结论

本文针对救援人员面临复杂的室内环境难以精确确定位置信息的问题,提出了一种无线传感器网络移动节点定位方法。在传播状态被辨识后,采用 MKF-UKF 来削弱 NLOS 带来的偏置误差。依据滤波后的测距结果,采用 UKF 来确定移动节点的位置。仿真实验结果表明,所提出的算法精度高于 UKF、EKF 和 LSM 算法。下一步的工作将扩展研究范围,对未知多节定位进行研究。

参考文献

[1] 唐诗洋,疏学明,申世飞,等.基于伪基站的地震废墟人员搜寻定位技术[J].清华大学学报(自然科学版),2016,56(12):1278-1283.

- [2] 冯敬伟,薛勇,陈峰,等.关于应急救援场景室内人员定位导航研究[J].计算机仿真,2017,34(4):448-452.
- [3] WANG G, SO M C, LI Y. Robust convex approximation methods for TDOA-based localization under NLOS conditions[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2016, 64(13):3281-3296.
- [4] ABOUZAR P, MICHELSON D G, HAMDI M. RSSI-based distributed self-localization for wireless sensor networks used in precision agriculture[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2016, 15(10):6638-6650.
- [5] LEE Y S, PARK J W, BAROLL L. A localization algorithm based on AOA for ad-hoc sensor networks[J]. Mobile Information Systems, 2012, 8(1):61-72.
- [6] CONG L, ZHUANG W. Nonline-of-sight error mitigation in mobile location[J]. IEEE Transactions on Wireless Communication, 2005: 560-573.
- [7] BORRAS J, HATRACK P N, MANDAYAM B. Decision theoretic framework for NLOS identification[C]. VTC '98. 48th IEEE Vehicular Technology Conference, 1998.
- [8] VENKATRAMAN S, CAFFERY J. A statistical approach to non-line-of-sight BS identification[C]. The 5th International Symposium on Wireless Personal Multimedia Communications, 2002.
- [9] TEPEDELENLIOGLU C, ABDI A, GIANNAKIS G B. The Rician K factor: estimation and performance analysis[J]. IEEE Transactions on Wireless Communication, 2003, 2(4):799-810.
- [10] 胡楠,吴成东,刘鹏达,等.基于严格残差选择的非视距定位算法[J].东北大学学报(自然科学版),2016,37(9):1221-1224.
- [11] CHENG L, WANG Y, SUN X M, et al. A mobile localization strategy for wireless sensor network in NLOS conditions[J]. Wireless Communications, 2016: 69-78.
- [12] YI L, RAZUL S C, LIN Z P, et al. Target tracking in mixed LOS/NLOS environments based on individual measurement estimation and LOS detection[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2014, 13(1):99-109.
- [13] HUERTA J M, VIDAL J, GIREMUS A, et al. Joint particle filter and UKF position tracking in severe non-line-of-sight situations[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2009, 3(5):874-888.
- [14] 张云洲,付文艳,项姝,等.室内环境下基于 IMM-EKF 算法的移动目标定位[J].计算机研究与发展,2014,51(11):2408-2415.
- [15] HUANG Y, JING Y, SHI Y. Multi-sensor node fusion localization using unscented Kalman filter in rough environments[C]. 中国控制与决策会议, 2018: 5476-5481.
- [16] YAN L B, LU Y, ZHANG Y R. An improved NLOS

(下转第 88 页)

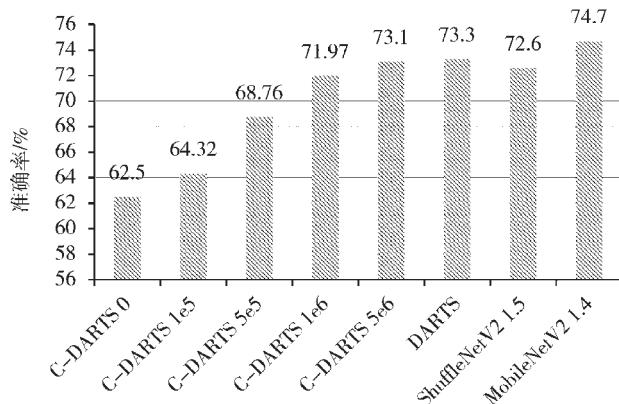


图 10 各模型在 ImageNet 数据集上的 Top-1 准确率

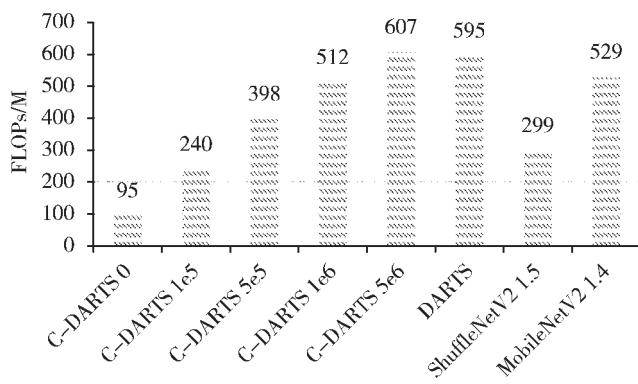


图 11 各模型的 FLOPs

搜索到的模型效果差于 ShuffleNetV2、MobileNetV2。主要是本文进行架构搜索时使用的数据集是 CIFAR-10, 这会导致搜索到的结构更加适合 CIFAR-10, 而对于 ImageNet 上的图像分类任务, 本文直接使用了在 CIFAR-10 上的搜索到的架构。

3 结论

本文改进了基于梯度的架构搜索算法, 设计了一种自动计算模型浮点数运算次数的算法和带约束的架构搜索方法; 利用该算法, 通过调节约束的大小, 搜索到几种不同的神经网络架构。训练搜索到的神经网络, 并利用开放的图像识别数据集验证了其有效性。

参考文献

[1] ZOPH B, LE Q V. Neural architecture search with reinforcement learning[C]. ICVR, 2017.

(上接第 82 页)

identification and mitigation approach for target tracking in wireless sensor networks[J]. IEEE Access, 2017: 2798–2807.

(收稿日期: 2020-05-22)

作者简介:

王钦锐(1998-), 男, 本科, 主要研究方向: 无线传感器

- [2] REAL E, MOORE S, SELLE A, et al. Large-scale evolution of image classifiers[C]. ICML, 2017.
- [3] SUGANUMA M, OZAY M, OKATANI T. Exploiting the potential of standard convolutional autoencoders for image restoration by evolutionary search[C]. Proceedings of the 35th International Conference on Machine Learning, ICML 2018, Stockholm, Sweden, 2018: 4778–4787.
- [4] KANDASAMY K, NEISWANGER W, SCHNEIDER J, et al. Neural architecture search with bayesian optimisation and optimal transport[C]. Advances in Neural Information Processing Systems 31: Annual Conference on Neural Information Processing Systems 2018, NeurIPS 2018, Montréal, Canada, 2018: 2020–2029.
- [5] LIU H, SIMONYAN K, YANG Y. DARTS: differentiable architecture search[C]. 7th International Conference on Learning Representations, ICLR 2019, New Orleans, LA, USA, 2019.
- [6] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks[C]. Proceedings of the 25th International Conference on NIPS'12, 2020, 1: 1097–1105.
- [7] GUO Y, LI Y, WANG L, et al. Depthwise convolution is all you need for learning multiple visual domains[C]. The Thirty-Third AAAI Conference on Artificial Intelligence, AAAI 2019, Honolulu, Hawaii, USA, 2019: 8368–8375.
- [8] 阮昌, 李印凤, 高旗. 基于 BP 神经网络的终端区拥挤等级预测[J]. 指挥信息系统与技术, 2019, 10(4): 83–86.
- [9] MA N, ZHANG X, ZHENG H, et al. Shufflenet V2: practical guidelines for efficient CNN architecture design[C]. ECCV, 2018.
- [10] SANDLER M, HOWARD A G, ZHU M, et al. Inverted residuals and linear bottlenecks: Mobile networks for classification, detection and segmentation[J]. arXiv Preprint arXiv: 1801.04381, 2018.

(收稿日期: 2020-08-11)

作者简介:

宋存洋(1977-), 男, 高级工程师, 主要研究方向: 信息系统总体及人工智能。

李欣(1985-), 女, 硕士, 高级工程师, 主要研究方向: 信息系统工程管理及大数据应用。

网络定位。

黄越洋(1981-), 通信作者, 女, 博士, 讲师, 主要研究方向: 无线传感器网络定位、网络控制, E-mail: huangyueyang_1981@126.com。

石元博(1981-), 男, 博士, 主要研究方向: 无线传感器网络控制。

版权声明

经作者授权，本论文版权和信息网络传播权归属于《电子技术应用》杂志，凡未经本刊书面同意任何机构、组织和个人不得擅自复印、汇编、翻译和进行信息网络传播。未经本刊书面同意，禁止一切互联网论文资源平台非法上传、收录本论文。

截至目前，本论文已经授权被中国期刊全文数据库（CNKI）、万方数据知识服务平台、中文科技期刊数据库（维普网）、DOAJ、美国《乌利希期刊指南》、JST 日本科技技术振兴机构数据库等数据库全文收录。

对于违反上述禁止行为并违法使用本论文的机构、组织和个人，本刊将采取一切必要法律行动来维护正当权益。

特此声明！

《电子技术应用》编辑部

中国电子信息产业集团有限公司第六研究所