

基于有效锚节点的多传感器测向测时协同定位算法

夏晓东 庄毅 李静 顾晶晶

(南京航空航天大学计算机科学与技术学院 南京 211106)

摘要 针对电子对抗领域中多传感器协同定位精度差、时延高、覆盖率低等缺点,提出了一种有效锚节点选取算法 EAS,该算法可根据节点所处环境动态选择有效锚节点参与后期定位;在有效锚节点的基础上对经典的独立数据定位技术进行改进,提出了基于有效锚节点的多传感器测向测时协同定位算法 LDTEAS,该算法可降低环境和敌方干扰等因素对定位产生的影响。仿真实验结果表明,相比于同类算法,该算法能有效地提高定位的精度和定位的覆盖率。

关键词 多传感器,算法,有效锚节点,测向测时协同定位

中图分类号 TP212.9 文献标识码 A

Multi-sensors Direction-and-Time Co-localization Algorithm Based on Efficient Anchor-nodes

XIA Xiao-dong ZHUANG Yi LI Jing GU Jing-jing

(School of Computer Science and Technology, Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, Nanjing 211106, China)

Abstract In this paper, we proposed an efficient anchor node selection (EAS) model for the problem of low precision, high delay and low coverage in the field of electronic countermeasure. According to the environment of sensor nodes, the model can choose the effective anchor nodes to participate in the target location. To improve the classical localization algorithm that is based on independent data, we proposed a multi-sensors direction-and-time co-localization algorithm based on efficient anchor-nodes (LDTEAS). This algorithm can effectively reduce the influence of the environment and the enemy's interference. Simulation results show that the proposed model can effectively improve the localization accuracy and localization coverage.

Keywords Multi-sensors, Algorithm, Efficient anchor-nodes, Direction-and-time co-localization

1 引言

协同定位是多机系统中的一个重要组成部分。资源分配、任务调度、目标跟踪等高难度任务都需要精确的定位作为基础。组织多个不同类别的探测传感器来执行协同定位任务是当今电子战的一大发展趋势^[1]。如何根据敌方态势、环境因素以及传感器的工作特点来解决多传感器协同定位问题,是提高我方电子对抗能力的关键技术之一。传统的单传感器独立目标定位由于受环境、敌方态势、自身性能等多方面的限制,很难满足现代电子战的需求^[2]。

现代电子战中,战场态势瞬息多变。由于单一传感器有其自身的局限性,特别是在复杂环境中针对特定目标进行定位时,随着周围环境的快速变化,有时定位精度会变得非常低,定位时延也会增大。采用多传感器进行协同定位,不仅可降低对单传感器能力的依赖,而且可以充分考虑到不断变化的环境和战场态势等因素,从而可大幅度提高定位精度、降低定位时延。

在一些人力无法直接到达的地方,传感器节点通常是由机器人或飞机随机部署,因此全球定位系统(Global Positioning System, GPS)是当今最受欢迎并且容易获得的定位技

术。但其高成本和高能量消耗等缺点,使得 GPS 很难安装在每个传感器节点上。在有些特殊场景下,如救灾、事故救援等,由于缺少有效的基站设施, GPS 并不能覆盖所有的区域,为了解决 GPS 不能覆盖区域的定位问题,使用传感器进行定位是一个很好的选择。另一方面,为了减少成本和能量消耗,只有很少一部分节点(这些节点即为信标节点)安装了 GPS,其他节点可以通过定位系统来获取它们自身的位置。未知节点位置的定位过程称为节点自定位,其主要目的是为了确定某些特定目标节点的位置。定位方法可以分为目标/源定位和节点自定位两类,节点自定位方法又可以分为基于测距的定位和无需测距的定位两类,前者利用距离/角度来计算得到节点的位置,后者利用关联性或者模式匹配方法来估计节点位置,其中基于测距的定位方法具有定位精度高、通信时延小以及定位复杂度低等优点,因而广泛应用于电子对抗领域^[3]。

本文对传统的 RSSI 定位技术进行了深入的研究,在分析已有的 RSSI 定位技术的基础上,针对精度差、覆盖率低等问题,提出了一种有效锚节点选取算法(Efficient Anchor-Nodes Selection, EAS);在有效锚节点的基础上对经典的独立数据定位技术进行改进,提出了基于有效锚节点的多传感器测向测时协同定位算法(Localization of Direction-and-Time

本文受国家自然科学基金项目(61572253),国家自然科学基金青年科学基金项目(61202351),国家博士后基金项目(2011M500124)资助。

夏晓东(1992-),男,硕士生,主要研究方向为协同定位、无线传感器网络, E-mail: zy16@nuaa.edu.cn;庄毅(1956-),女,硕士,教授,博士生导师,主要研究方向为信息安全、可信计算、无线传感器网络、电子对抗;李静(1976-),女,博士,副教授,主要研究方向为数据挖掘、计算机视觉、可信计算;顾晶晶(1983-),女,博士,副教授,主要研究方向为模式识别、无线传感器网络。

based on Efficient Anchor-Node Selection, LDTEAS), 并通过仿真实验与其他算法进行比较。

2 相关研究

经典的基于测距的定位算法有时间到达 (Time of Arrival, TOA)^[4]、到达时间差 (Time Difference Of Arrival, TDOA)^[5]、到达角度 (Angle Of Arrival, AOA)^[6] 以及接受信号强度指示 (Received Signal Strength Indicator, RSSI)^[7] 等。TOA 算法通过测量信号在节点之间的传播时间来计算距离。TDOA 算法通过测量信号到达锚节点和未知节点的时间差来定位, 这种方法可以获得较高的定位精确度, 但需要额外的硬件支持, 而且需要消耗更多的能量。AOA 方法是一种估算邻居节点发送信号方向的技术, 它要求传感器节点配置有天线阵列或多模接收器。此外, AOA 技术也受到角度测量设备的误差影响。这种算法需要额外的硬件, 考虑到电子对抗领域对节点、价格和功耗的限制, 应用有较大的局限性。RSSI 测距方法首先在接收节点测量接收功率, 然后和发射功率进行比较, 计算传播损耗, 使用理论或经验的信号传播模型将传播损耗转化为距离, 该技术主要使用射频信号。因传感器节点本身具有无线通信能力, 很容易获得信号强度值, 所以 RSSI 是一种方便、廉价的测距技术。

传统的多传感器定位算法一般倾向于采用某些独立的数据作为算法输入, 例如 AOA 定位利用到达方向角度信息、TDOA 定位利用到达时间差信息进行定位。测向定位法最少只需要两个传感器, 时间同步要求相对其他算法较宽松, 但其定位误差会呈现放大趋势^[6]。时差定位至少需要 3 个传感器且定位精度较高, 但其对时间同步有极高的要求^[5]。

针对多传感器协同定位问题, 在国内外已有一些相关研究成果。信息与通信大学的 Jeongsu Lee 设计了一种军用移动基站定位系统^[8], 该系统同时利用 RSSI 和 AOA 信号进行混合定位, 可以较快地定位出目标所在的小范围区域, 但不适合精确定位。弗吉尼亚大学的 Tian He 等提出一种 APIT^[9] 算法, 该算法利用节点之间的连通信息和节点接收到的邻居节点发送的 RSSI 值来判断节点之间的相对距离, 与单纯利用连通信息的算法相比, 可有效地提高定位精度; 但该算法需要每个节点都有很好的信息处理能力, 定位成本较高。维多利亚大学的 Chong Liu 等提出一种 ROCRSSI^[10] 算法, 该算法利用环形重叠技术估计节点的位置, 不需要传感器节点发送控制信息, 可以精确地定位未知节点的位置, 但该算法无法实现容错及相关处理, 若初始环境中存在错误节点, 误差会在定位过程中不断累积、扩大。

国内在多传感器协同定位方面也已有一些研究成果。国防科技大学的王珊珊等提出一种 RSSI-NLP^[11] 算法, 根据节点间的 RSSI 值计算出可通信节点间距离的相对关系, 并结合线性规划的方法进行定位, 有较好的定位效果; 但随着未知节点数的增加, 定位精度会急剧下降。重庆大学的熊志广等提出基于中值原则与空间补偿模型的 RSSI 定位策略^[12], 实现了算法复杂度与定位性能上的折衷, 但其定位结果过度依赖于定位环境的好坏。

3 模型与算法设计

虽然锚节点自身位置可以确定, 但锚节点在与其它节点

通信时可能会受到环境因素的干扰, 如温度、湿度、光照以及两个锚节点之间的障碍物等, 使得锚节点接受的 RSSI 值与真实值有较大误差, 无法反映真实的定位信息。因此, 需要对初始锚节点进行筛选, 选择出有效的锚节点来定位。本文结合对数常态分布模型^[13] 提出一种有效锚节点选取 EAS 算法。通过该算法可以消除节点在通信过程中因环境因素 (如温度、湿度等) 造成的干扰和误差, 并能够选取出目标节点周围准确度最高的锚节点参与后期多传感器测向测时协同定位。在筛选出有效锚节点之后, 结合时间差与测向信息同时对目标进行定位。本文提出了基于有效锚节点的多传感器测向测时协同定位 LDTEAS 算法, 可有效提高多传感器协同定位的成功率、精度以及定位覆盖率。

3.1 RSSI 定位模型

RSSI 定位算法^[14] 目前在传感器定位领域中得到了非常广泛的应用, 但其缺点也非常明显, 即周围环境的因素会对 RSSI 信号值产生较大的影响, 使得定位数据不能真实地反映目标位置及环境态势。经典的 RSSI 定位对数常态分布模型如式 (1)^[13] 所示:

$$RSSI(N_i, N_j) = P_T - PL(d_0) - 10 \times n(N_j) \times \lg\left[\frac{d(N_i, N_j)}{d_0}\right] - X_0 \quad (1)$$

其中, N_i 为发送节点, N_j 为接收节点; d 为两节点之间的距离; $RSSI$ 为信号强度; X_0 定义为均值为 0、方差为 5 的高斯随机变量; P_T 为发射功率, $PL(d_0)$ 为接收功率; n 为路径损耗指数, 经典算法中一般取默认值或根据经验设置, 其常用取值如表 1 所列。

表 1 不同环境的路径损耗指数的取值

环境	路径损耗指数 n
无障碍物的开阔空间	2
建筑物内有障碍物遮蔽	1.6~1.8
建筑物内无障碍物遮蔽	4~8
城市地区	2.7~3.5
有遮蔽效应的城市区域	3~5

3.2 RSSI 定位模型

在抗震救灾、事故救援等复杂的应用领域中, 传感器多用于目标侦查与定位等任务, 面临各种复杂环境的考验。如果路径损耗指数均采用默认值或经验值, 无法与节点所处环境相匹配, 会在很大程度上影响定位的精确度, 定位结果甚至会与目标真实位置相距甚远, 远不能满足迅速、精准的定位要求。

经典 RSSI 方法中路径损耗指数采用默认或经验值, 但这样节点周围的动态环境因素会在定位过程中被忽略, 从而导致定位精度较差。由于若信号传播的距离越远, 信号本身的衰减就越严重, 因此当两个锚节点距离越近时, 它们之间的路径损耗指数值就越可靠。本文对经典 RSSI 对数常态分布模型^[13] 进行改进, 将路径损耗指数 n 由设置的常数改进为根据节点所处环境动态变化的区域路径损耗指数。提出高斯路径损耗影响系数 $f_i(B_j)$, 来表示不同锚节点对锚节点 B_j 的区域路径损耗指数 $n_R(B_j)$ 的不同影响。这样既考虑了节点所处的真实环境因素, 也可以防止定位误差的累积, 从而有效地提高定位精度。

本文将定位网络中第 i 个锚节点记作 $B_i (1 \leq i \leq M)$, 其中 M 为定位网络中锚节点的数量。

对于每个初始锚节点,其位置可以通过全球定位系统精确定位。任意两个锚节点 B_i, B_j 之间的距离可以通过两点之间的距离公式计算出来。

$$d(B_i, B_j) = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2 + (z_i - z_j)^2} \quad (2)$$

其中, $(x_i, y_i, z_i), (x_j, y_j, z_j)$ 分别为锚节点 B_i, B_j 的坐标。

根据式(1)可以推导出式(3)^[15],由式(3)可以计算两个锚节点 B_i, B_j 之间的路径损耗指数 $n(B_i, B_j)$:

$$n(B_i, B_j) = \frac{P_T - PL(d_0) - \text{RSSI}(B_i, B_j) - X_0}{10 \times \lg[d(B_i, B_j)/d_0]} \quad (3)$$

通过式(3),每个锚节点 B_i 都可以计算与在其通信半径 R 内的其他锚节点之间的路径损耗指数,这样便可以通过式(4)得出每个锚节点 B_i 在其通信范围 R 内的区域路径损耗指数 $n_R(B_i)$:

$$n_R(B_i) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^N (f_i(B_j)) \times \sum_{k=1, k \neq j}^N n(B_k, B_j) \quad (4)$$

其中,区域路径损耗指数 $n_R(B_i)$ 由 N 个局部路径损耗指数组成, N 是 B_i 通信半径 R 内其他锚节点的数量(不包括 B_i)。其中第 j 个局部路径损耗指数由第 j ($1 \leq j \leq N$) 个锚节点所确定。每个局部路径损耗指数由高斯路径损耗影响系数和路径损耗指数相关和的乘积计算所得,体现了不同锚节点对 B_i 的区域路径损耗指数的不同影响。 B_j 的路径损耗指数相关和代表 B_j 与其他锚节点 B_k ($1 \leq k \leq N, k \neq j$) 之间的路径损耗指数之和。在计算过程中每两个锚节点之间的路径损耗指数都被分别计算了一次,因此需要乘以系数 $1/2$ 。

$$f_i(B_j) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{(x_j - x_i)^2 + (y_j - y_i)^2 + (z_j - z_i)^2}{2}\right] \quad (5)$$

其中, $f_i(B_j)$ 是均值为 0, 方差为 1 的高斯分布函数。由于高斯分布具有精度高、覆盖面广等优点,因此将锚节点之间的距离作为高斯分布的随机变量得到高斯分布路径损耗影响系数 $f_i(B_j)$, 并以此来量化 B_i 通信半径 R 内其他锚节点对 $n_R(B_i)$ 的影响。

有效锚节点的判断取决于式(6)。当 $n(B_i, B_j)$ 和锚节点 B_i 的区域路径损耗指数 $n_R(B_i)$ 的差值均小于一个阈值 α 时,表示锚节点 B_i 是一个有效的锚节点。其中 $n(B_i, B_j)$ 为锚节点 B_i 与其通信半径 R 内其他锚节点 B_j ($1 \leq j \leq N$) 之间的路径损耗指数。

$$\begin{cases} |n(B_i, B_j) - n_R(B_i)| \leq \alpha \\ \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2 + (z_i - z_j)^2} \leq R \end{cases} \quad (6)$$

如图 1 所示,图中锚节点 B_1, B_2, B_3, B_4 均在锚节点 B_0 的通信半径 R 内,根据式(3)可以计算出图中任意两个锚节点之间的路径损耗指数 $n(B_0, B_i)$ ($1 \leq i \leq 4$) 和 $n(B_i, B_j)$ ($1 \leq i < j \leq 4, i \neq j$)。通过式(4)可以计算出锚节点 B_0 的区域损耗指数 $n_R(B_0)$ 。由于锚节点 B_1 与锚节点 B_0 之间存在一个障碍物,因此这两个锚节点之间的信号传输必然会受到障碍物的干扰。由式(3)计算出来的路径损耗指数 $n(B_0, B_1)$ 与真实值差距较大,导致 $n(B_0, B_1)$ 与 $n_R(B_0)$ 的差值即 $|n(B_0, B_1) - n_R(B_0)|$ 大于规定的阈值 α ,故在图 1 所示的环境下锚节点 B_0 不是一个有效的锚节点。

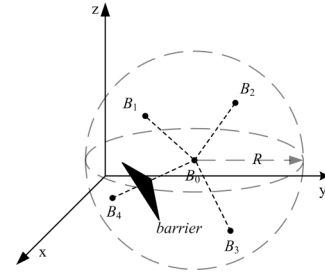


图 1 有效锚节点判断图

3.3 基于有效锚节点的多传感器测向测时协同定位

基于有效锚节点的多传感器测向测时协同定位算法利用 4 个锚节点 B_1, B_2, B_3, B_4 进行协同定位。其中锚节点 B_1 测量目标 T 的方位角,锚节点 B_2, B_3, B_4 测量时间差,这 4 个锚节点是通过 EAS 算法筛选出来的精度最高的有效锚节点,如图 2 所示。

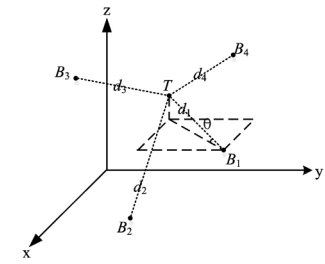


图 2 测向测时协同定位图

锚节点 B_i 的坐标为 (x_i, y_i, z_i) ($i=1, 2, 3, 4$), 目标节点 T 的坐标为 (x_T, y_T, z_T) , 则可以得到式(7):

$$\begin{cases} \sin\theta = \frac{(z_T - z_1)}{d_1} \\ \Delta d_{12} = d_1 - d_2 = c\Delta t_{12} = c(t_1 - t_2) \\ \Delta d_{13} = d_1 - d_3 = c\Delta t_{13} = c(t_1 - t_3) \\ \Delta d_{14} = d_1 - d_4 = c\Delta t_{14} = c(t_1 - t_4) \\ d_i = \sqrt{(x_i - x_T)^2 + (y_i - y_T)^2 + (z_i - z_T)^2} \\ i=1, 2, 3, 4 \end{cases} \quad (7)$$

其中, θ 为锚节点 B_1 测得的目标节点 T 的仰角; Δd_{1i} ($i=2, 3, 4$) 表示锚节点 B_1 与锚节点 B_i 的距离差; c 为电磁波传播速率常量; t_i ($i=1, 2, 3, 4$) 为目标节点 T 的电磁信号传到锚节点 B_i 的时间; Δt_{1i} ($i=2, 3, 4$) 表示锚节点 B_1 与 B_i 收到目标节点 T 信号的时间差。

联立式(7)可以解得:

$$\begin{cases} K_1 x_T + L_1 y_T + M_1 z_T = N_1 \\ K_2 x_T + L_2 y_T + M_2 z_T = N_2 \\ K_3 x_T + L_3 y_T + M_3 z_T = N_3 \end{cases} \quad (8)$$

其中,

$$\begin{aligned} K_1 &= x_1 - x_2, K_2 = x_1 - x_3, K_3 = x_1 - x_4 \\ L_1 &= y_1 - y_2, L_2 = y_1 - y_3, L_3 = y_1 - y_4 \\ M_1 &= z_1 - z_2 + \Delta d_{12} / \sin\theta \\ M_2 &= z_1 - z_3 + \Delta d_{13} / \sin\theta \\ M_3 &= z_1 - z_4 + \Delta d_{14} / \sin\theta \\ N_1 &= \frac{1}{2} (x_1^2 + y_1^2 + z_1^2 - x_2^2 - y_2^2 - z_2^2 + \Delta d_{12}^2 + \frac{2\Delta d_{12} z_1}{\sin\theta}) \\ N_2 &= \frac{1}{2} (x_1^2 + y_1^2 + z_1^2 - x_3^2 - y_3^2 - z_3^2 + \Delta d_{13}^2 + \frac{2\Delta d_{13} z_1}{\sin\theta}) \\ N_3 &= \frac{1}{2} (x_1^2 + y_1^2 + z_1^2 - x_4^2 - y_4^2 - z_4^2 + \Delta d_{14}^2 + \frac{2\Delta d_{14} z_1}{\sin\theta}) \end{aligned}$$

由式(8)可以根据克莱姆法则^[16]解出目标节点 T 的坐标:

$$x_T = \omega_x / \omega, y_T = \omega_y / \omega, z_T = \omega_z / \omega \quad (9)$$

式(9)中:

$$\omega = \begin{vmatrix} K_1 & L_1 & M_1 \\ K_2 & L_2 & M_2 \\ K_3 & L_3 & M_3 \end{vmatrix}, \omega_x = \begin{vmatrix} N_1 & L_1 & M_1 \\ N_2 & L_2 & M_2 \\ N_3 & L_3 & M_3 \end{vmatrix}$$

$$\omega_y = \begin{vmatrix} K_1 & N_1 & M_1 \\ K_2 & N_2 & M_2 \\ K_3 & N_3 & M_3 \end{vmatrix}, \omega_z = \begin{vmatrix} K_1 & L_1 & N_1 \\ K_2 & L_2 & N_2 \\ K_3 & L_3 & N_3 \end{vmatrix}$$

3.4 LDTEAS 算法设计

基于本节前面几小节的算法基础,将有效锚节点的思想与测向测时协同定位思想相结合,得到多传感器协同定位算法的流程。本算法基本包括两个阶段:有效锚节点筛选以及测时测向协同定位,设计的 LDTEAS 算法的具体步骤如下:

Step1 每个锚节点广播其自身位置与其 RSSI 信号。

Step2 对于每个锚节点 B_i ,在收到其通信半径 R 内其他锚节点的信号之后,根据式(4)计算 B_i 的区域路径损耗指数 $n(B_i)$ 。

Step3 在计算完每个锚节点的区域路径损耗指数之后,根据式(6)对锚节点进行筛选;选择出周围没有障碍物的锚节点集合,即有效锚节点集合 S ,并用来参与后期的测向测时协同定位。

Step4 在 Step3 筛选出的 S 集合中,选择离目标节点 T 距离最近的 4 个有效锚节点 B_1, B_2, B_3, B_4 ;在 B_1, B_2, B_3, B_4 中选取距离目标节点 T 最近的有效锚节点作为协同定位主站(假设为 B_1),剩下的作为协同定位辅站(假设为 B_2, B_3, B_4)。

Step5 辅站 B_2, B_3, B_4 与主站 B_1 进行时间对准,建立时差数据。

Step6 辅站 B_2, B_3, B_4 测量时间差 $\Delta t_{12}, \Delta t_{13}, \Delta t_{14}$,主站 B_1 测量 T 相对于 B_1 的仰角 θ 。建立时差测向方程组(7)。

Step7 求解时差测向方程组,根据式(9)计算目标节点 T 的坐标。

4 实验

为了验证 EAS 算法和 LDTEAS 算法的有效性,本文在 Matlab 仿真环境下进行实验。实验仿真了 $300\text{m} \times 300\text{m} \times 300\text{m}$ 的三维空间内随机分布的 200 个未知节点,结果如图 3 所示。

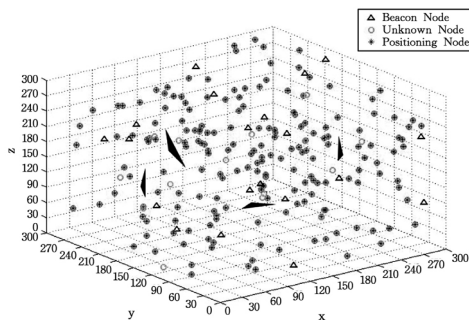


图 3 Matlab 仿真实验图

在图 3 中,“ Δ ”代表锚节点;“ \circ ”代表未知节点;“ $*$ ”代表通过基于有效锚节点的测向测时协同定位算法定位出来的已定位锚节点;黑色区域代表随机生成的障碍物区域。

通过计算未知节点实际坐标与定位坐标之间欧氏距离的

平均值来定义算法的定位误差,如式(10)所示:

$$Localization_error = \frac{1}{NR} \sum_{m=1}^N \sqrt{(x_m - x_m^*)^2 + (y_m - y_m^*)^2 + (z_m - z_m^*)^2} \quad (10)$$

其中, N 表示未知节点总数, (x_m^*, y_m^*, z_m^*) 表示未知节点 m 的实际坐标, (x_m, y_m, z_m) 表示点 m 经过 LDTEAS 算法计算得到的坐标。对于无法定位或者未成功定位的节点,定位误差取其通信半径的一半。

4.1 路径损耗指数误差阈值 α 的影响

实验选取了 4 种不同的阈值,图 4 是误差阈值 α 的节点定位覆盖率图。从图 4 中可以看出当 $\alpha=0.05$ 时,EAS 算法对锚节点的筛选非常严格,较少锚节点参与定位,未知节点的定位覆盖率较低;当阈值 $\alpha=0.1$ 时,对于锚节点的筛选比较严格,参与定位的锚节点虽然相比于 $\alpha=0.05$ 变多,但相比于未知节点的数量还是较少,未知节点的定位覆盖率不高;当阈值 $\alpha=0.15$ 时,对锚节点的筛选适中,未知节点的定位覆盖率较高;当阈值 $\alpha=0.2$ 时,虽然参与定位的锚节点增多,但对于有效锚节点的筛选作用变弱,导致未知节点的定位的覆盖率和 $\alpha=0.15$ 相差不多。

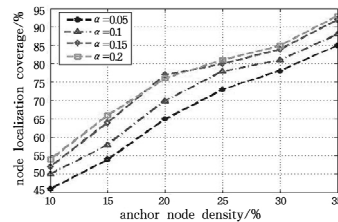


图 4 误差阈值 α 的节点定位覆盖率图

从图 5 中可以看出,随着锚节点密度的增加, $\alpha=0.15$ 时的定位平均误差要明显小于 $\alpha=0.2$ 时的定位误差;从定位覆盖率的角度来说, $\alpha=0.15$ 与 $\alpha=0.2$ 的定位覆盖率差别并不大。综上所述,当误差阈值 α 取值为 0.15 左右时,既可以满足对有效锚节点的筛选,也可以保证算法定位的覆盖率。

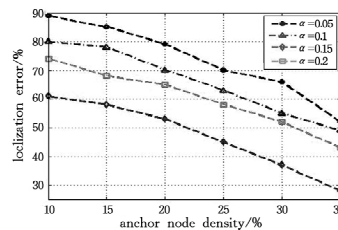


图 5 误差阈值 α 的节点定位误差图

4.2 节点定位精度

实验将基于有效锚节点的测向测时协同定位 LDTEAS 算法与 FCM (Fuzzy C-means) 数据关联算法、MDS-MAP (Multidimensional Scaling) 算法和协同差分定位 CDL (Collaborative Difference Localization) 算法进行比较,图 6 为定位误差与锚节点密度之间的关系图。从图 6 中可以看出虽然 MDS-MAP 算法的定位误差小、定位精度高,但该算法的坐标转换需要大量计算未知节点的坐标,容易产生较大的累积误差。FCM 算法虽然可有效地消除干扰源的干扰,但对于障碍物的影响过滤不足,因此定位误差较大,定位精度不高。CDL 算法虽然可有效地利用数据差分算法消除累积误差,但由于

(下转第 262 页)

- [J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2014, 3(4): 333-337.
- [8] WEN Z, LUO T, XIANG W, et al. Autoregressive spectrum hole prediction model for cognitive radio systems[C]//IEEE International Conference on Communications Workshops, 2008: 154-157
- [9] WEISS T A, JONDRAL F K. Spectrum pooling: an innovative strategy for the enhancement of spectrum efficiency[J]. Communications Magazine, IEEE, 2004, 42(3): 8-14.
- [10] MALEKI S, CHEPURI S P, LEUSE G. Optimization of hard fusion based spectrum sensing for energy-constrained cognitive radio networks[J]. Physical Communication, 2013, 9(2): 193-198.
- [11] KIM H, SHIN K G. Efficient discovery of spectrum opportuni-

- ties with MAC-layer sensing in cognitive radio networks[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2008, 7(5): 533-545.
- [12] PEI Y, LING Y, THE K, et al. Energy-Efficient Design of Sequential Channel Sensing in Cognitive Radio Networks: Optimal Sensing Strategy, Power Allocation, and Sensing Order [J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2011, 29(8): 1648-1659.
- [13] IEEE, IEEE802. 22 standard[S]. <http://www.ieee802.org/22/>, May, 2005.
- [14] HOSSAIN M S, ABDULLAH M I, HOSSAIN M A. Energy detection performance of spectrum sensing in cognitive radio [J]. Information Technology and Computer Science, 2012, 11(7): 11-17.

(上接第 251 页)

无法对原始数据进行有效的筛选, 导致锚节点较少时定位误差较大。

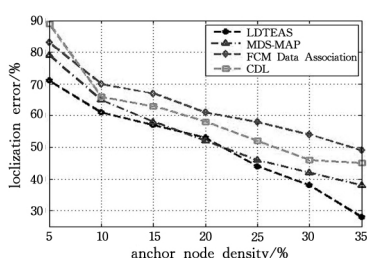


图 6 定位误差与锚节点密度关系图

综上所述, 在复杂的协同任务中, 本文提出的算法可以有效地对原始锚节点进行筛选, 极大地削弱了复杂的环境因素对定位的影响, 具有较高的定位精度。

结束语 现代电子战中, 战场态势时时变化, 如何在瞬息万变的战场环境中迅速、精确地对目标进行定位已经成为当今电子战中的重要研究方向。本文将经典的 RSSI 定位模型进行改进, 提出 EAS 算法, 有效地消除了环境因素的干扰, 避免定位误差的累积。在有效锚节点的基础上对经典的独立数据定位技术进行改进, 提出了 LDTEAS 算法, 可降低环境和敌方干扰等因素对定位产生的影响。经过实验仿真与对比, 本文提出的 EAS 算法与 LDTEAS 算法能够有效地消除环境因素对定位产生的影响, 相比同类研究, 可有效地提高协同定位的精度及覆盖率。

参考文献

- [1] CHEN R J, CHOI H C, BANGSARUNTIP S, et al. An investigation of the mechanisms of electronic sensing of protein adsorption on carbon nanotube devices[J]. Journal of the American Chemical Society, 2004, 126(5): 1563-1568.
- [2] SCHUMACHER C, CHANDLER P, PACHTER M, et al. UAV task assignment with timing constraints via mixed-integer linear programming[M]. Defense Technical Information Center, 2004.
- [3] 钱宇. 无线传感器网络的传感器定位及其在军事上的应用 [D]. 杭州: 浙江大学, 2006.
- [4] ALAVI B, PAHLAVAN K. Modeling of the TOA-based distance measurement error using UWB indoor radio measurements [J]. IEEE Communications Letters, 2010, 10(4): 275-277.
- [5] WENG Y, XIAO W, XIE L. Total Least Squares Method for

Robust Source Localization in Sensor Networks Using TDOA Measurements [J]. International Journal of Distributed Sensor Networks, 2011, 2011(3): 1063-1067.

- [6] KAPLAN L M, LE Q, MOLNAR N. Maximum likelihood methods for bearings-only target localization[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 2001 Proceedings, 2001.
- [7] LU K, XIANG X, ZHANG D, et al. Localization Algorithm Based on Maximum a Posteriori in Wireless Sensor Networks [J]. International Journal of Distributed Sensor Networks, 2012, 2012(1550-1329): 100-107.
- [8] LEE J, NA Y K, KIM S, et al. Joint AOA/RSSI based multi-user location system for military mobile base-station[C]//Proceedings of the Military Communications Conference, 2008.
- [9] HE T, HUANG C, BLUM B M, et al. Range-free localization schemes for large scale sensor networks[C]//Proceedings of the International Conference on Mobile Computing and Networking, 2003.
- [10] LIU C, WU K, HE T. Sensor localization with Ring Overlapping based on Comparison of Received Signal Strength Indicator[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Mobile Ad-Hoc and Sensor Systems, 2004.
- [11] 王珊珊. 基于 RSSI 的无线传感器网络定位算法研究 [D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2007.
- [12] 熊志广. 基于 RSSI 的无线传感器网络定位算法研究及应用 [D]. 重庆: 重庆大学, 2010.
- [13] BARSOCCHI P, LENZI S, CHESSA S, et al. A Novel Approach to Indoor RSSI Localization by Automatic Calibration of the Wireless Propagation Model [C]//Vehicular Technology Conference, 2009: 1-5.
- [14] ZHENG J, WU C, CHU H, et al. Localization Algorithm Based on RSSI and Distance Geometry Constrains for Wireless Sensor Network[C]//Proceedings of the International Conference on Electrical and Control Engineering, 2010.
- [15] FRAIHA S G C, RODRIGUES J C, BARBOSA R N S, et al. An empirical model for propagation-loss prediction in indoor mobile communications using the Padé approximant [J]. Microwave & Optical Technology Letters, 2006, 48(2): 255-261.
- [16] KYRCHEI I L. Cramer's rule for some quaternion matrix equations [J]. Applied Mathematics & Computation, 2010, 217(5): 2024-2030.