

为了实现旋转1周的数据匹配,标准模板描述了 $[0^\circ, 720^\circ]$ 的角度变化下的距离变化 $l(\theta)$,如图7中的虚线所示.在匹配中,我们需要建立对应于测量数据序列的模板序列,即确认 $\{(\theta_1, l_1), (\theta_2, l_2), \dots, (\theta_{2 \times n}, l_{2 \times n})\}$ 的取值, $\Delta\theta$ 是旋转中的角度变化,则 $\theta_i=0^\circ, \theta_{i+1}=\theta_i+\Delta\theta$ 当 $\theta_i \in [0^\circ, 360^\circ]$ 时,利用公式(7)计算对应的 l_i ,当 $\theta_i \in [360^\circ, 720^\circ]$ 时,计算 l_i 时用的角度是 θ_i-360° . $\theta_i=0^\circ, 360^\circ, 720^\circ$ 时,表示旋转基站正对目标点,被标记为 θ_{true} . $\theta_i=180^\circ, 540^\circ$ 时,表示旋转基站背对目标点,被标记为 $\theta_{opposite}$.

2.1.2 大范围粗匹配的基本原理

测量数据序列 $S=\{(\hat{\theta}_1, \hat{l}_1), (\hat{\theta}_2, \hat{l}_2), \dots, (\hat{\theta}_n, \hat{l}_n)\}$ 中的元素个数是 n ,定义 k 是模板序列的偏移量 $0 \leq k \leq 360/\Delta\theta$,模板数据序列依次为 $T_k=\{(\theta_{1+k}, l_{1+k}), \dots, (\theta_{1+k+n}, l_{1+k+n})\}$,匹配时选择合适匹配度函数 $J(k)$, $J(k)$ 最大时,模板数据序列中对应 θ_{true} 的测量数据的 $\hat{\theta}_i$ 表示旋转基站和目标点之间的方向夹角.即与 θ_{true} 对应的位置 $i=360/\Delta\theta-k$, S 中 $(\hat{\theta}_i, \hat{l}_i)$ 就是初匹配后找到的方向角和距离 $(\theta_{first}, l_{first})$.

本文分析了3种匹配算法:加权欧式距离、相关系数匹配和匹配滤波器,并定义了匹配算法的匹配度函数 $J(k)$ 的计算公式.

2.1.2.1 加权欧式距离匹配算法

欧式距离匹配算法依次定义 S 和 S_k 中的距离参量的欧式距离之和 E_k ,并找到 E_k 最小的数据序列作为匹配度最高的子模板.本文实现的是加权欧式距离匹配算法,因此,

$$E_k = \sum_{i=1}^n w_i (\hat{l}_i - l_i)^2, \quad 0 \leq k \leq 360/\Delta\theta \quad (8)$$

其中, w_i 的设定采用小波变换来进行权值.匹配度函数定义为 $J(k)=1/E_k$.

2.1.2.2 相关系数(标准化的协方差)

在信号处理中,为了达到信号检测、识别和提取的目的,经常会研究两个信号某种程度的相似性.相关系数可以用来规范两个信号的标准差,表明两个信号的相关程度.相关系数是描述信号相似性的常用方法.对于数据序列 S, T_k ,相关系数的定义为

$$R(S, T_k) = \frac{\sum_{j=1}^n (S_j - \bar{S})(T_{kj} - \bar{T}_k)}{\sqrt{\sum_{j=1}^n (S_j - \bar{S})^2} \sqrt{\sum_{j=1}^n (T_{kj} - \bar{T}_k)^2}} \quad (9)$$

$$\bar{S} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (S_j), \quad \bar{T}_k = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (T_{kj})$$

相关系数 R 的取值在-1到1之间,刻画了两者之间的近似程度的线性描述.一般来说, R 越接近1,两者越近似.所以匹配度函数定义为 $J(k)=R(S, T_k)$.

2.1.2.3 匹配滤波器

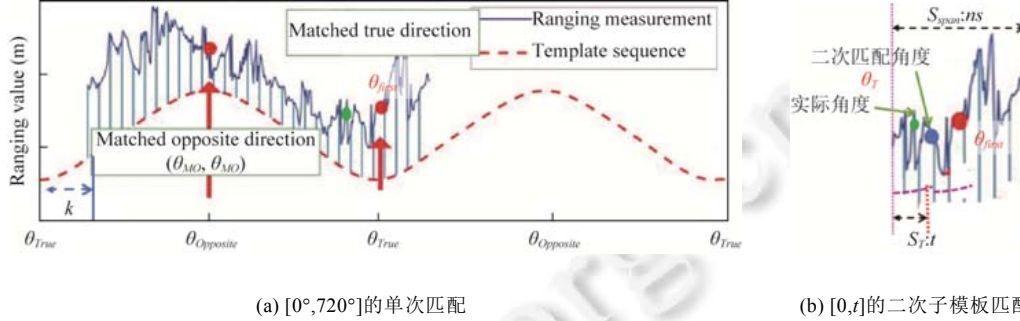
匹配滤波器是用测量数据序列 S 设计匹配滤波器,而将模板数据 T 依次送入匹配滤波器作为输入,以确认 T 与 S 的匹配程度,匹配程度是用信噪比来衡量的.假设 v 是白噪声,则定义匹配滤波器的输入是 $x=T+v$. h 是滤波器的传输函数,是用 S 序列定义的,即有 $h[n]=S^*[N-1-n], n=0, \dots, N-1$. S^* 表示 S 的转置,则有 x 经过滤波后得到的信噪比: $SNR(k) = \frac{|h^H T(k)|^2}{h^H R_v h}$,其中, h^H 表示 h 的共轭转置后的向量, R_v 是噪声 v 的协方差矩阵: $R_v = E\{vv^H\}$, E 是期望.根据匹配滤波器的物理含义, SNR 越大,说明测试的 T_k 与 S 的匹配度越高.因此,匹配度函数的定义为 $J(k)=SNR(k)$.

2.2 步骤2:二次子模板匹配

通过大范围粗匹配后,已经可以将测试数据和标准模板建立起对应关系,但是由于在旋转1周的过程中,人体遮挡会带来更大的测距误差,使得在大范围匹配下得到的初步结果精度不够高,为了进一步提升定向精度,本文提出了利用子模板实现二次匹配的方法,如图7(a)所示.标准模板中 0° 为正对求救者方向,所以子模板是从 0° 开始,间隔 $\Delta\theta$ 取 t 个模板数据,因此子模板 $S_T=\{(\theta_1, l_1), \dots, (\theta_t, l_t)\}$,用于匹配的测量数据是 S 的子集,以初匹配中得到 θ_{first} 为中心,取 ns 个数据,得到测量子集 S_{span} .

$$S_{span} = \{(\varphi_1, \hat{I}_1), (\varphi_2, \hat{I}_2), \dots, (\varphi_{ns}, \hat{I}_{ns})\} = \{(\hat{\theta}_{first-ns/2}, \hat{I}_{first-ns/2}), \dots, (\hat{\theta}_{first+ns/2}, \hat{I}_{first+ns/2})\} \quad (10)$$

二次匹配采用的匹配算法是欧氏距离匹配法,如图 7(b)所示,用 S_T 分别依次与 S_{span} 中的 t 个数据进行匹配, S_{span} 中的数据起始偏移量为 $k(0 \leq k \leq (ns-r))$, $E_k = \sum_{i=1}^n (\hat{I}_{i+k} - I_i)^2$, 欧氏距离之和最小的就是匹配度最高的,匹配度函数定义为 $J(k) = 1/E_k$, 选择 $J(k)$ 最大的一段测量数据,选择此时 θ_1 对应的 S_{span} 中的元素 (φ_k, \hat{I}_k) , 就是二次匹配后得到的旋转基站和目标点之间的方向角与直线距离,记为 (θ_T, I_T) .



(a) $[0^\circ, 720^\circ]$ 的单次匹配

(b) $[0, t]$ 的二次子模板匹配

Fig.7 Secondary sub-template matching algorithm

图 7 二次子模板匹配算法

子模板匹配算法中,我们选择了初匹配时得到的方向角 θ_{first} , 并以 θ_{first} 为中心取测量数据的子集进行匹配. 子集中表示的方向已经接近正对方向, TOA 测距不再受人体遮挡因素的影响, 误差和误差的变化相对较小, 匹配准确度会有所提高.

3 实验验证

为了验证旋转定向算法的性能,我们在北京科技大学的机电信息楼进行了现场测试.所使用的测量系统如图 8 所示,包括旋转基站和目标前标签.旋转基站主要由无线射频模块、微控制器(MCU)、电子罗盘、气压传感器、显示屏等器件组成.

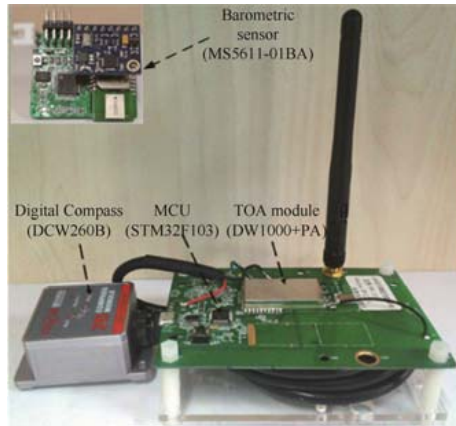


Fig.8 Device photo

图 8 实物图

目标则主要由无线射频模块、MCU、气压传感器等组成.具体的测试场景分为非视距环境和视距环境,分别如图 9 和图 10 所示.在图 9 所示的教室中,有墙的阻隔,还有各种桌椅,是一个比较复杂的非视距环境,图 10 所示的测试场景下没有墙,相对空旷,旋转基站和目标点之间存在直视路径.在每个场景下本文做了 500 组的旋转

测试.

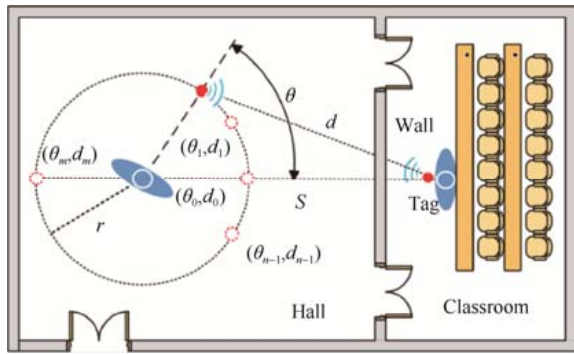


Fig.9 Non-Line-of-Sight test scenario

图 9 非视距环境测试场景示意图

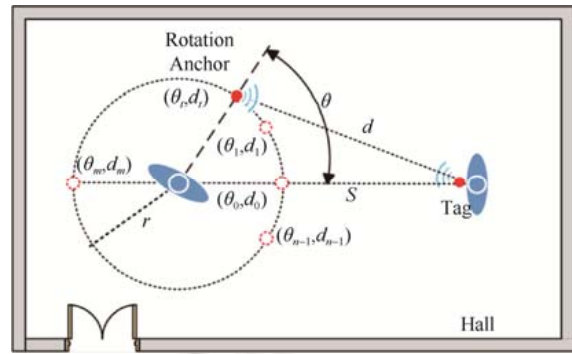


Fig.10 Line-of-Sight test scenario

图 10 视距环境测试场景示意图

3.1 子模板二次匹配算法中参数的选择

二次匹配算法中有两个关键参数,测量数据的截取范围 $span$ 和子模板的范围 T .本文选择了不同的参数取值,并比较了不同参数取值对基于加权欧氏距离匹配算法的二次子模板匹配精度的影响.首先我们定义 $span = ns \times \Delta\theta$, ns 是之前已经定义了的二次匹配时测试数据集的长度, $span$ 是对应的角度范围.本文分别选择 $span=20^\circ, 30^\circ, 40^\circ, 50^\circ, T=4$,并统计了二次匹配后的角度误差,结果如图 11 所示. $span$ 选择 40° 时的效果最好; $span$ 越小,用于匹配的数据量越小,而且在测试场景比较复杂的情况下,初匹配的误差比较大, $span$ 对应的数据集可能没有包含真实的方向角度; $span$ 再大会引入更多的测量误差,使得匹配精度降低.

本文选择 $span=40^\circ, T=3, 4, 6, 9$,分别统计二次匹配后的角度误差,结果如图 12 所示.随着 T 值的增大,计算复杂度会有所降低,但是定向误差也会增大; T 值变小,复杂度会增大,而且在验证中发现,会存在不稳定因素,因此本文选择 $T=4$.

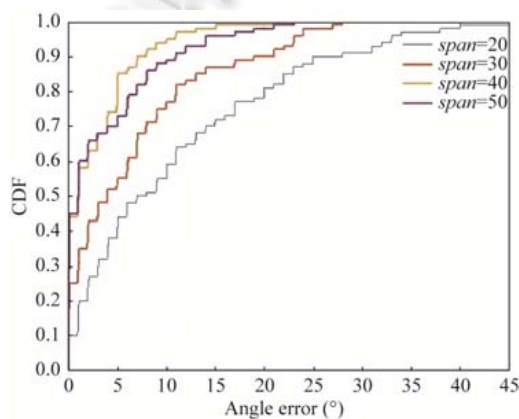


Fig.11 CDF plot of angular error with different $span$

图 11 不同 $span$ 下角度误差的 CDF 图

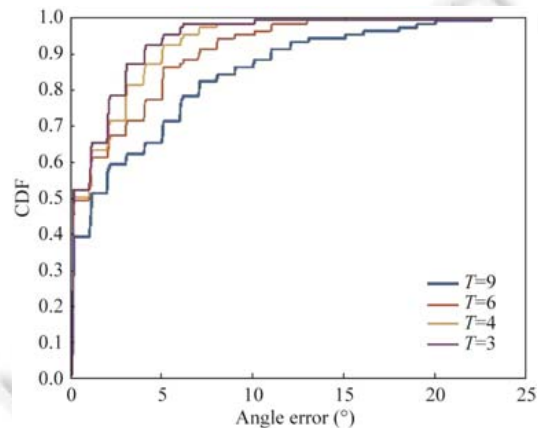


Fig.12 CDF plot of angular error with different T

图 12 不同 T 下角度误差的 CDF 图

3.2 子模板二次匹配对旋转定向精度的影响

本文选择 $span=40^\circ, T=4$,初匹配方式分别选择了加权欧氏距离、相关系数匹配、匹配滤波器算法,利用第 2.2 节所述的子模板二次匹配算法,分别统计二次匹配后的角度误差,结果见表 1.在初匹配中采用加权欧氏距离定向的效果最佳,但是二次匹配后对每种算法精度的提高,效果非常明显.不同初匹配算法和二次子模板匹配算法的定向误差的比较分别如图 13(a)~图 13(c)所示.可以看出,二次匹配后的角度误差仍会出现较大的误差,但是

整体上,定向角度的准确性还是明显有所提高.

表 1 不同算法下定向角度误差

算法	误差
相关性	15.702 4
二次相关性匹配	3.420 4
匹配滤波器	18.614 0
二次匹配滤波器	3.556 5
加权欧式匹配	14.965 1
二次加权欧式匹配	3.391 0

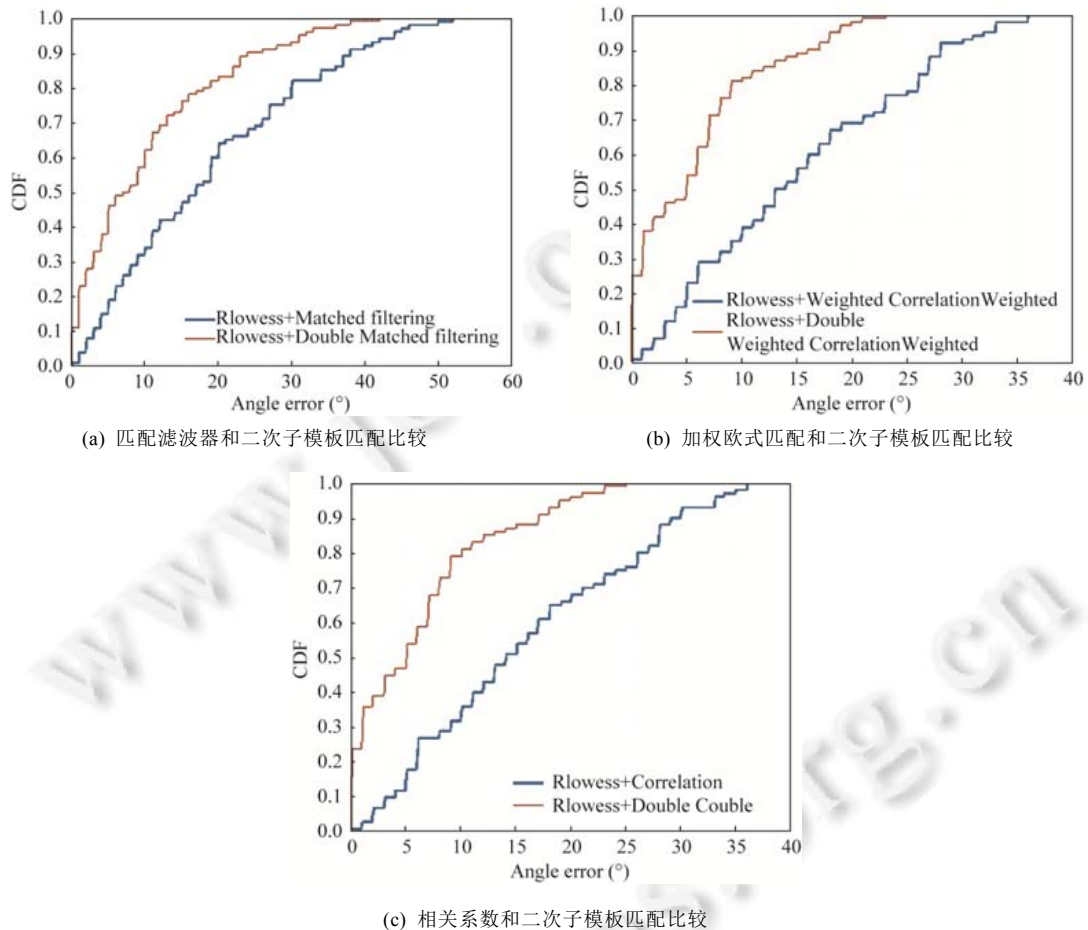


Fig.13 Improvement of quadratic subtemplate matching algorithm

图 13 二次子模板匹配算法对不同初匹配的影响

4 总结与展望

本文提出了一种在室内环境中基于旋转基站的点对点人员相对定向算法,解决了例如搜索被困的消防员或引导迷路的消防员到出口等非卫星环境中的相对定位中的关键问题.本文分析了 TOA 测距误差在视距和非视距下的变化规律,以及人体遮挡对 TOA 测距误差的影响,并用上述模型修正了基于几何关系建立的旋转距离模板.另外,分析了 3 种匹配算法,完成了初匹配,提出了二次子模板匹配的算法,明显提高了上述 3 种初匹配算法的定向精度.最后,通过实际实验测试验证了所提算法的实用性和有效性.

由于室内环境复杂多变以及救援时间紧迫,进一步优化在不同环境下方向识别精度以及提高算法的实时性将成为研究的重点.本文之后的工作将集中研究复杂环境下的模板建立以及降低算法的时间复杂度等,进而提高搜救的效率.

References:

- [1] Lin XY, Ho TW, Fang CC, *et al.* A mobile indoor positioning system based on iBeacon technology. In: Proc. of the 37th Annual Int'l Conf. of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC). IEEE, 2015. 4970–4973.
- [2] Zhang W, Chowdhury MIS, Kavehrad M. Asynchronous indoor positioning system based on visible light communications. *Optical Engineering*, 2014,53(4):045105.
- [3] Moayeri N, Mapar J, Tompkins S, Pahlavan K. Emerging opportunities for localization and tracking. *IEEE Wireless Communication*, 2011,18(2):8–9.
- [4] Xia Y, Wan JB, Liu ST, Liu ZH. Design and implementation of indoor positioning system based on the signal strength of Wi-Fi and base station. *Digital Communication*, 2012,39(6):21–25 (in Chinese with English abstract).
- [5] Wu ZH, Han Y, Chen Y, *et al.* A time-reversal paradigm for indoor positioning system. *IEEE Trans. on Vehicular Technology*, 2015,64(4):1331–1339.
- [6] He J, Geng Y, Liu F, *et al.* CC-KF: Enhanced TOA performance in multipath and NLOS indoor extreme environment. *IEEE Sensors Journal*, 2014,14(11):3766–3774.
- [7] Moeglein M, Riley W. Method and apparatus for creating and using a base station almanac for position determination. U.S. Patent 8,532,567[P], 2013-9-10.
- [8] Zhang Z, Zhou X, Zhang W, *et al.* I am the antenna: accurate outdoor AP location using smartphones. In: Proc. of the Int'l Conf. on Mobile Computing and NETWORKING. ACM, 2011. 109–120.
- [9] Wang P, He J, Xu L, *et al.* Characteristic modeling of TOA ranging error in rotating anchor-based relative positioning. *IEEE Sensors Journal*, 2017,17(23):7945–7953.
- [10] Gezici S, Tian Z, Giannakis GB, *et al.* Localization via ultra-wideband radios: A look at positioning aspects for future sensor networks. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2005,22(4):70–84.
- [11] Feng Y, Xue Y, Song J. An iterative-weighted-average algorithm for background modeling in surveillance video scenarios. In: Proc. of the IEEE Int'l Symp. on Broadband Multimedia Systems and Broadcasting. IEEE, 2017. 1–4.
- [12] He J, Wu YN, Duan SH, Xu LY, Lü JH, Xu C, Qi Y. Model of human body influence on UWB ranging error. *Journal on Communications*, 2017,38(a01):58–66 (in Chinese with English abstract).

附中文参考文献:

- [4] 夏英,万建斌,刘素彤,刘兆宏.基于 Wi-Fi 和基站信号强度的室内定位系统设计与实现. *数字通信*,2012,39(6):21–25.
- [12] 何杰,吴雅南,段世红,徐丽媛,吕家慧,徐诚,齐悦.人体对 UWB 测距误差影响模型. *通信学报*,2017,38(a01):58–66.



段世红(1973—),女,博士,副教授,CCF 专业会员,主要研究领域为群智协同计算,无线信道模型,姿态识别,相对定位.



何杰(1983—),男,博士,副教授,CCF 专业会员,主要研究领域为无线定位,物联网技术研究.



刘燕忠(1992—),男,硕士生,主要研究领域为无线通信,室内定位.