

# 基于 TDOA 的 CHAN 算法在 UWB 系统 LOS 和 NLOS 环境中的应用研究\*

郑飞, 郑继禹

(桂林电子科技大学 信息与通信学院, 广西 桂林 541004)

**摘要:** 提出了一种在 NLOS 情况下, 把非视距误差分布转化成近似正态分布误差的改进 CHAN 算法, 而且此算法并不需要知道误差分布及其参数。仿真结果表明, 改进 CHAN 算法可以提高 CHAN 算法在 NLOS 情况下的定位性能。

**关键词:** TDOA CHAN 算法 误差分布转换

## Application research of TDOA based CHAN algorithm under the circumstances of LOS and NLOS in UWB system

ZHENG Fei, ZHENG Ji Yu

(School of Information and Communication, Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541004, China)

**Abstract:** A new advanced CHAN algorithm under NLOS is presented in this paper, which transforms the NLOS error to approximate normal distribution and it doesn't require any knowledge of the TOA estimation error variance or distribution. Simulation results demonstrate that the proposed CHAN algorithm can increase the locating precision.

**Key words:** TDOA; CHAN algorithm; error distribution transform

随着无线通信技术的发展, 21 世纪的世界将很快从网络时代进入无线互联时代。新兴的无线网络技术, 例如 WiFi、WiMax、ZigBee、Ad hoc、Bluetooth 和 UltraWide-Band(UWB)在办公室、家庭、工厂、公园等大众生活的方方面面得到广泛应用, 基于无线网络的定位技术的应用尤其是脉冲超宽带 (IR-UWB) 无线定位技术具有广阔的发展前景。

UWB 信号实现定位与跟踪具有以下优势:

- (1) 具有极高的距离分辨能力;
- (2) 良好的穿透能力;
- (3) 有利于分集接收;
- (4) 频谱共享;
- (5) 多功能, 结构简单。

在无线定位技术中, 接收机和基站时钟不同步是个十分不利的因素, 而 TDOA 恰能克服此不利因素, 只要求基站之间严格同步, 这相对容易获得, 可以利用基站间有线连接而获得时钟同步。TDOA 测量是定位的一项

关键技术, 它通过检测信号到达不同基站的时间差对信号源进行位置估计。因此, 准确估计信号到达不同基站的时间差是关键, 本文是求两个基站的信号到达时间 TOA 之差获得 TDOA。

对于基于时间的定位算法, 定位误差的来源主要有两个方面: (1) 由接收设备的热噪声及测量的分辨率引入的距离测量误差; (2) 由 NLOS 引入的距离测量误差。根据 Nokia 公司的现场测试结果<sup>[1]</sup>, 第一种误差的分布为高斯白噪声, 且对总误差的影响很小; 而第二种误差, 即由 NLOS 传播引入的误差对于定位精度有很大影响, 是误差主要来源。参考文献[2]利用散射模型削弱 NLOS 误差, 但只适合宏小区; 参考文献[3]通过加入松弛变量和采用搜索算法消除 NLOS 传播对定位的影响, 不需要先验信息, 但是由于其估计结果依赖 CHAN 算法<sup>[4]</sup>估计的初值, 故当 NLOS 误差较大时精度会降低。参考文献[5]提供了加权算法, 但不能检测出具有 NLOS 误差的测量值。NLOS 误差总是非负值, 多数情况下服从指数分布, 它给利用最大似然估计的 CHAN 算法定位带来不利因素。因此本文采用误差分布的转换使得误差分布近似

\* 国家自然科学基金项目(60372037); 广西自然科学基金项目(桂科自 0447093)。

于正态分布,以符合最大似然法则的思路提出一种新算法,而且不需要知道误差分布及其参数,比较简单实用。

### 1 LOS 情况下的 CHAN 算法

在超宽带室内定位系统中,一旦获得 TOA/TDOA(到达时间/到达时间差)的测量值,就可以得到目标到定位站的距离或目标到两个定位站之间的距离差,多个 TOA/TDOA 的测量值就构成一组关于目标位置的圆周曲线/双曲线方程组,求解该方程组就可以得到目标的估计位置。但是定位方程组都是非线性的,而且测量总存在误差,其中随机误差将导致定位精度变差,所以定位问题就由非线性方程求解转换成了非线性优化的最优估计问题。下面分析 UWB 系统 LOS 情况下的 CHAN 算法<sup>[4]</sup>。

假设二维(2D)平面上任意地分布着  $m$  个定位站,从源点  $(x,y)$  到达第  $i$  个定位站的距离为  $r_i$ ,假定所有 TDOA 都参照服务定位站(定位站 1)发射的信号,则有:

$$\Delta r_i^2 + 2\Delta r_i r_1 = K_i - K_1 - 2\Delta x_i x - 2\Delta y_i y \quad (1)$$

式中,  $\Delta r_i = r_i - r_1$ ,  $K_i = x_i^2 + y_i^2$ ,  $\Delta x_i = x_i - x_1$ ,  $\Delta y_i = y_i - y_1$

当移动目标(MS)远离各定位站(BS)时,  $r_i^0$  与  $r^0$ (真实距离)接近,利用  $B \approx r^0 I$  先对  $Z_a$  进行估计:

$$Z_a = [x \ y \ r_1']^T \approx (G_a^T Q^{-1} G_a)^{-1} G_a^T Q^{-1} h \quad (2)$$

$$\text{式中, } G_a = - \begin{bmatrix} \Delta x_2 & \Delta y_2 & \Delta r_2 \\ \Delta x_3 & \Delta y_3 & \Delta r_3 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ \Delta x_m & \Delta y_m & \Delta r_m \end{bmatrix}, h = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} \Delta r_2^2 - K_2 + K_1 \\ \Delta r_3^2 - K_3 + K_1 \\ \vdots \\ \Delta r_m^2 - K_m + K_1 \end{bmatrix}, Z_a^0 = \begin{bmatrix} x \\ y \\ r_1^0 \end{bmatrix}$$

$$Q = E(nn^T) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 1 & \cdots & 0 \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ 0 & 0 & \cdots & 1 \end{bmatrix}, n = \begin{bmatrix} \Delta n_2 \\ \Delta n_3 \\ \vdots \\ \Delta n_m \end{bmatrix}$$

$n$  是噪声矢量,近似服从正态分布。

当 MS 靠近各 BS 时,利用(2)式估计的结果,对移动台到定位站的距离进行估计,从而可得对  $B$  的估计,再求  $\Psi$ ,最后对  $Z_a$  进行初步估计。

$$Z_a = (G_a^T \Psi^{-1} G_a)^{-1} G_a^T \Psi^{-1} h \quad (3)$$

$$\Psi = BQB, B = \text{diag}(r_2' \cdots r_m'), r_i' = Z_a(3) + \Delta r_i$$

因为  $Z_a$  中  $r_1$  事实上与 MS 位置  $(x,y)$  有关,利用第一次得到的估计位置及附加变量  $r_1$  等已知的约束条件构造一组新的误差方程组,进行第二次 WLS 估计,便可得到改进的 MS 估计位置。

$$Z_a' \approx (G_a'^T B'^{-1} G_a'^T Q^{-1} G_a' B'^{-1} G_a')^{-1} \quad (4)$$

$$\times (G_a'^T B'^{-1} G_a'^T Q^{-1} G_a' B'^{-1}) h'$$

$$\text{式中, } h' = \begin{bmatrix} (Z_{a,1} - x_1)^2 \\ (Z_{a,2} - y_1)^2 \\ Z_{a,3}^2 \end{bmatrix}, G_a' = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix}$$

$$Z_a' = \begin{bmatrix} (x - x_1)^2 \\ (y - y_1)^2 \end{bmatrix}, B' = \begin{bmatrix} Z_a(1) - x_1 & 0 & 0 \\ 0 & Z_a(2) - y_1 & 0 \\ 0 & 0 & Z_a(3) \end{bmatrix}$$

则最终 MS 定位计算结果为:

$$Z_p = \pm \sqrt{Z_a'} + \begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

以上两次 WLS 计算都假定 TDOA 测量误差服从零均值的高斯分布,在这一前提下,能得到对 MS 位置的最大似然(ML)估计,否则定位误差将会显著增大。

### 2 在 NLOS 情况下的 CHAN 算法

在实际定位系统中,TOA 的测量受测量设备及信号传播环境影响会产生一定的误差,目标发射信号到第  $i$  个定位站的波到达时间可用下面模型表示:

$$t_{i,m} = t_{i,bs} + t_{i,N} + t_{i,e}, i = 1, 2, \cdots, m \quad (6)$$

其中  $t_{i,bs}$  为第  $i$  个定位站与目标间信号的视距传播时间,  $t_{i,e}$  为设备带来的误差,可随定时技术及其信号检测技术的改进而减小,是 TOA 误差的次要组成部分,  $t_{i,N}$  是无线传播环境(NLOS 传播环境)带来的误差,它是 TOA 误差的主要组成部分,可用服从指数分布的随机变量表示<sup>[5]</sup>。本文仅考虑服从指数分布的条件概率密度函数为:

$$p(t_{i,N}/\tau_{i,ms}) = \begin{cases} 0, & t_{i,N} < 0 \\ \frac{1}{\tau_{i,ms}} \exp(-\frac{t_{i,N}}{\tau_{i,ms}}), & t_{i,N} \geq 0 \end{cases} \quad (7)$$

其中,  $\tau_{i,ms}$  为均方根时延扩展。

由此可以得到 NLOS 情况下的距离误差模型:

$$r_i = r_i^0 + n_i + W_i \quad (8)$$

式中,  $W_i$  的概率分布函数为  $\lambda_i \exp(-\lambda_i w_i)$ ,  $n_i$  表示目标到第  $i$  个基站链路路上的测量误差,其为服从高斯正态分布的小数值;  $W_i$  为此链路路上的 NLOS 误差变量;  $\lambda_i$  是此链路上 NLOS 随机误差分布参数。

在室内环境定位时一般各链路都是非视距的,现假设各个链路的非视距程度都相同或近似,即  $\lambda_i$  相等或近似,则有:

$$r_i = r_i^0 + n_i + W_i \quad (9)$$

$W_i$  的概率分布函数为  $\lambda \exp(-\lambda_i w_i)$ 。

在 LOS 情况下 CHAN 算法中有:  $r_{i,1} = r_{i,1}^0 + \Delta n_i$ ,  $r_{i,1} = r_i - r_1 + \Delta n_i$ ,  $\Delta n_i = n_i - n_1$ , 正因为  $\Delta n_i$  服从高斯正态分布,所以 CHAN 算法有良好性能,而此处加入 NLOS 误差,得到新的  $\Delta r_i$ ,  $\Delta r_i = r_i - r_1$ , 即:

$$\Delta r_i = \Delta r_i^0 + \Delta n_i + (W_i - W_1) \quad (10)$$

$$\Delta r_i = \Delta r_i^0 + \Delta n_i + \Delta W_i \quad (11)$$

由  $W_i$  的分布可得到  $\Delta W_{i,1}$  的概率分布函数:

$$\frac{\lambda}{2} \exp(-\lambda |\Delta W_i|) \quad (-\infty < \Delta W_i < +\infty)$$

容易看出此概率密度函数为偶函数。已知  $E(W_i) = \lambda^{-1}$ ,  $D(W_i) = \lambda^{-2}$ , 而且根据统计特性  $W_1, W_2, \cdots, W_m$  都是相互独立的误差分布,则有:

$$E(\Delta W_i) = E(W_i - W_1) = 0 \quad (12)$$

$$D(\Delta W_i) = E(W_i^2) + E(W_1^2) = 4\lambda^{-2} \quad (13)$$

如果每个基站都对目标进行  $L$  次测距,求其统计平

均并且由统计特性可知,每次测距之间是相互独立的,则有:

$$\bar{r}_i = r_i^0 + \overline{n_{i,L}} + \overline{W_{i,L}} \quad (14)$$

式中:  $\overline{W_{i,L}} = \frac{1}{L} \sum W_{i,l}$ ,  $W_{i,l}$  是第  $l$  次测距时,第  $i$  条链路上的 NLOS 误差;  $\overline{n_{i,L}} = \frac{1}{L} \sum n_{i,l}$ ,  $n_{i,l}$  是测量误差。

把  $\bar{r}_i, \overline{W_{i,L}}, \overline{n_{i,L}}$  代入(8)式,得到:

$$\overline{r_{i,1}} = r_{i,1}^0 + \overline{n_{i,L}} + \overline{W_{i,L}} - \overline{n_{1,L}} - \overline{W_{1,L}} \quad (15)$$

合并整理可以得到:

$$\overline{r_{i,1}} = r_{i,1}^0 + \frac{1}{L} \sum \Delta n_{i,l} + \frac{1}{L} \sum \Delta W_{i,l} \quad (16)$$

式中,  $\Delta W_{i,l} = W_{i,l} - W_{1,l}$ , 即在第  $l$  次测距时,第  $i$  条链路上 NLOS 误差与第 1 条链路的差值;  $\Delta n_{i,l} = n_{i,l} - n_{1,l}$ , 即测量误差差值。

$\Delta n_{i,l}$  是服从高斯正态分布的偶函数,  $\Delta W_{i,l}$  也是偶函数,根据其统计特性可以得到,当  $L$  趋于无穷大时,  $\frac{1}{L} \sum \Delta n_{i,l}, \frac{1}{L} \sum \Delta W_{i,l} \rightarrow 0$ , 即在一个无误差或极小误差情况下进行 CHAN 算法运算。但这种情况并不适合 CHAN 算法, CHAN 算法只有在误差较大时才能显示其优良性能,小误差或极小误差时计算误差反而相对偏大,所以应该选择直接算法更为准确,运算复杂度也很小;当  $L$  取有限值时,  $\frac{1}{L} \sum \Delta n_{i,l}$  是服从正态分布的极小值,对整个误差分析影响也比较小;而  $\frac{1}{L} \sum \Delta W_{i,l}$  根据中心极限定理证明也近似于正态分布,证明如下:

独立同分布中心极限定理有: 设  $X_1, X_2, \dots, X_n$  相互独立,服从同一分布,具有数学期望和方差:

$$E(X_i) = \mu, D(X_i) = \sigma^2 \neq 0 \quad (i=1, 2, \dots, n);$$

对任意  $x$  有

$$\lim_{n \rightarrow \infty} F_n(x) = \lim_{n \rightarrow \infty} P \left\{ \frac{\sum_{i=1}^n X_i - n\mu}{\sqrt{n} \sigma} \leq x \right\} = \int_{-\infty}^x \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{t^2}{2}\right) dt \quad (17)$$

因  $\mu=0, \sigma=2\lambda^{-1}$ , 则有  $\frac{\sum_{i=1}^L \Delta W_{i,l}}{2\sqrt{L} \lambda^{-1}}$  近似服从  $N(0,1)$ , 且

随着  $L$  的增加更加逼近标准正态分布。所以  $\frac{1}{L} \sum \Delta W_{i,l}$  近似服从  $N(0, \frac{4\lambda^{-2}}{L})$ , 随着  $L$  和  $\lambda$  的增加,收敛性能越好。

$\frac{1}{L} \sum \Delta n_{i,l}, \frac{1}{L} \sum \Delta W_{i,l}$  都近似服从正态分布,且  $\frac{1}{L} \sum \Delta n_{i,l} \ll \frac{1}{L} \sum \Delta W_{i,l}$ , 因此整个误差部分都近似于正态分布,非常适合基于最大似然比法则的 CHAN 算法运算,用  $\overline{r_{i,1}}$  代替  $r_{i,1}$  即可。

此方法并没有抑制或消除 NLOS 误差,只是通过求

多次统计平均值之间的差值,把 NLOS 误差分布转换成服从正态分布的误差,从而有利于 CHAN 算法纠错,达到比较高的定位精度。

为便于推导,本文假设各个链路都有相同或近似程度的 NLOS,但实际情况是并不知道各条链路 NLOS 的影响程度,也就不符合此算法的基本条件。因此首先要识别各链路的 NLOS,再选择几条具有近似 NLOS 程度的链路来进行定位测距及运算。下面基于以上理论给出一种识别 NLOS 的方法。

每条链路的测距值为:  $r_i = r_i^0 + n_i + W_i; W_i \sim \lambda_i \exp(-\lambda_i w_i)$ ; 每条链路都进行  $L$  次测距并且第 2,3... $L$  次测距值都减去第一次测距值,则:

$$r_{i,l} - r_{i,1} = n_{i,l} - n_{i,1} + W_{i,l} - W_{i,1} \quad (18)$$

$$\text{即有: } \Delta r_{i,l} = \Delta n_{i,l} + \Delta W_{i,l} \quad (19)$$

把以上所有差值相加且平均得:

$$\overline{\Delta r_{i,L-1}} = \overline{\Delta n_{i,L-1}} + \overline{\Delta W_{i,L-1}} \quad (20)$$

由上可知,  $\overline{\Delta n_{i,L-1}}$  是个服从正态分布的小量值,  $\overline{\Delta W_{i,L-1}}$  是近似服从  $N(0, \frac{4\lambda^{-2}}{L-1})$  的大量值,因此这里也主要考虑  $\Delta W_i$  对总体误差的影响。根据矩估计有:

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{L-1} \sum_{i=2}^L (\overline{\Delta W_{i,l}} - \overline{\Delta W_{i,L-1}}) \quad (21)$$

令  $\frac{4\lambda^{-2}}{L-1} = \hat{\sigma}^2$  即可估计 NLOS 影响程度。

以此做参照选择适合的链路代入 CHAN 算法。

此算法改进的关键在于  $\overline{\Delta r_i}$  替代  $\Delta r_i$  参与 CHAN 算法,但这两个变量具有不同参数,如下:

CHAN 算法中有  $r_{i,l} = cd_{i,1} = r_i - r_1$ 。

LOS 时,  $\Delta r_i = r_i^0 - r_1^0 + n_i - n_1 = \Delta r_i^0 + \Delta n_i$ ,  $\Delta n_i$  是近似服从  $(0, \sigma_n^2)$  正态分布的随机变量,  $\sigma_n^2$  通常小于 1。所以  $\Delta r_i$  服从  $(\Delta r_i^0, \sigma_n^2)$  的正态分布,这样一个变量直接参与 CHAN 算法是符合算法良好性能前提的。

NLOS 时通过  $L$  次测量平均,  $\overline{\Delta r_{i,L}} = \overline{r_{i,L}} - \overline{r_{1,L}} = \overline{\Delta r_i^0} + \overline{\Delta n_{i,L}} + \overline{\Delta W_{i,L}}$ ,  $\overline{\Delta n_{i,L}}$  服从  $(0, \frac{\sigma_n^2}{L})$  正态分布,  $\overline{\Delta W_{i,L}}$  服从  $(0, \frac{4\lambda^{-2}}{L})$  正态分布,因此  $\overline{\Delta r_{i,L}}$  服从  $(0, \frac{\sigma_n^2}{L} + \frac{4\lambda^{-2}}{L})$  正态分布。虽然  $\overline{\Delta r_{i,L}}$  与  $\Delta r_i$  分布参数有变化,但是同样服从正态分布,能够发挥 CHAN 算法的优良性能。

由上述的理论推导可以看出,本算法并不依赖于指数分布,其他分布形式的误差依然有效,只要满足误差分布相同或近似这个条件即可。

### 3 仿真与分析

#### 3.1 视距情况下的 CHAN 算法仿真

生成一个 50m 边长的正方形区域,在此区域中随机抽取大量点进行测量。

图 1 是不同数目的基站参与定位时, RMSE 的走势曲线。从图中可以看出,4 个基站时的定位精度是不理

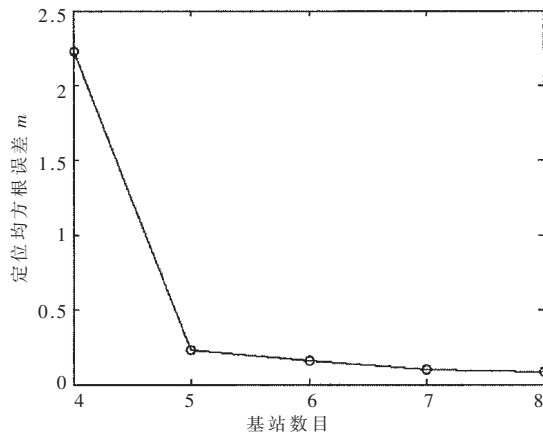


图 1 RMSE 与基站数量的关系

想的, 而到 5 个时, 精度极大改善, 并且随着基站数目的增加精确度增高, 不过随着数目的增加, 曲线趋于平缓, 效果不明显。说明改善精度除了选用好的算法之外基站数目也很重要, 但需付出高成本的代价, 因此综合考虑实际情况, 选择合适数目的基站才是关键。此仿真选用的固定基站坐标为  $(0, 0), (50, 0), (50, 50), (0, 50), (15, 0), (50, 25), (15, 50), (0, 25)$ ; 噪声指数  $\sigma^2=2$ 。

表 1 是不同噪声、不同基站数目情况下 CHAN 算法的性能。

表 1 CHAN 算法的性能与基站数目和测量误差的关系

RMSE	$M=4$	$M=5$	$M=6$	$M=7$	$M=8$
A	1.996 1	0.164 2	0.040 0	0.044 6	0.054 4
B	2.228 3	0.227 2	0.154 8	0.100 8	0.081 4
C	3.054 4	0.335 9	0.240 3	0.145 7	0.116 6
D	3.231 5	0.415 1	0.294 5	0.212 1	0.145 7

A:  $\sigma^2=1$ , B:  $\sigma^2=2$ , C:  $\sigma^2=3$ , D:  $\sigma^2=4$ 。

从表 1 中可以看出, 在 6 个基站时定位效果已经很理想了, 能达到 10cm 的数量级, 这也与实际中广泛应用的 6 基站蜂窝结构相符。这些数值都是在每个点进行 1000 次独立定位计算后的平均值, 可信度较高。以上仿真是在噪声服从高斯正态分布时得出的实验结果。

### 3.2 非视距情况下改进 CHAN 算法仿真

在 NLOS 情况下的仿真为了方便, 本文采用  $NW, W \sim \exp(-x)$  的样值方式,  $W$  是服从参数为 1 的指数分布, 不同的 NLOS 程度用系数  $N$  来反映, 因此非视距影响的期望值是  $N$  米。在以下仿真中都是用 8 基站仿真得出。

图 2 是在不同 NLOS 程度情况下, CHAN 算法通过

表 2  $N=10$  时测量次数与精度的关系

$N=1$	$n=2$	$n=3$	$n=5$	$n=10$	$n=20$	$n=30$
2.848 9	1.801 8	1.130 1	0.634 0	0.281 0	0.118 8	0.127 2
$N=50$	$n=100$					
0.106 9	0.033 7					

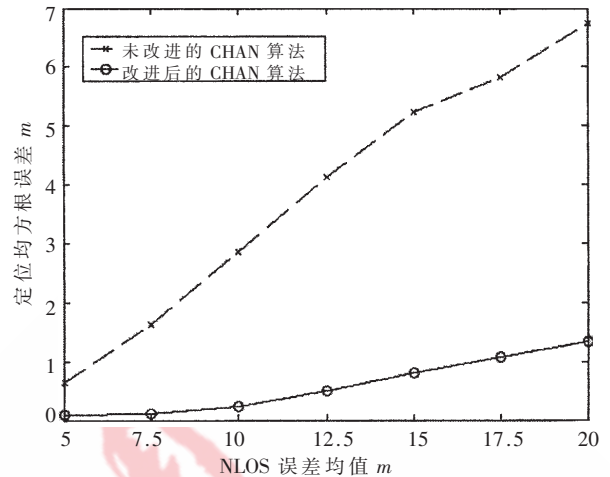


图 2 改进前后的 CHAN 算法性能比较

10 次测量平均改进前后的定位精度比较。从图中可以看出来, 当 NLOS 影响逐渐增大, NLOS 误差分布变换之前的 CHAN 算法定位误差急剧上升, 定位误差是不能忍受的; 而经过误差分布变换后时, 定位精度明显改变, NLOS 误差均值在 15m 时依然能达到 10cm 数量级的理想效果, 整条曲线比较平缓。

表 2 是当 NLOS 均值 10m 在不同测量次数时的算法性能。当测量 1 次时, 也就是没有进行变换之前的定位误差是很大的; 随着次数增多, 当 10 次时效果已经很理想了; 而 50 次以上时效果非常好, 但此时系统开销和功耗将是相当大的。表 3 是当 NLOS 均值 20m 在不同测量次数时的算法性能。

表 3  $N=20$  时测量次数与精度的关系

$n=10$	$n=20$	$n=30$	$n=40$	$n=50$	$n=100$
1.339 9	0.613 0	0.493 3	0.280 7	0.333 5	0.133 7

结合表 2、表 3 可以看出, 此算法在较大 NLOS 影响情况下都能有良好的定位精度; NLOS 影响越大, 为达到相同的定位精度就需要增加测量次数, 考虑到系统的开销和功耗以及精度的需要, 必须选择合适的测量次数。

此方法虽然有良好的效果, 但是也有一些缺点, 比如测量次数的增加对保密性能就有障碍, 容易被窃听, 大大降低安全性; 系统延时偏大, 对移动物体的定位效果下降; 实际情况中虽然不用知道噪声的具体分布, 但是必须选择出几条具有相似 NLOS 影响的链路, 这在某些情况下是不易达到的。

CHAN 算法是目前广泛应用的一种定位算法, 例如 GPS、GSM 蜂窝网等, 在误差服从高斯分布的环境中有良好的定位精度, 适合的运算复杂度; 虽然在 NLOS 环境中性能急剧下降, 但是通过诸多的改进 CHAN 算法依然可以达到理想效果。通过不断的改进, CHAN 算法能够适应更多的复杂环境, 有更好的应用前景。

参考文献

- [1] SILVENTOINEN M I, RANTALAINEN T. Mobile station emergency locating in GSM[A].IEEE International Conference on Personal Wireless Communications [C].India, 1996-02.
- [2] AL-JAZZAR S, CAFFERY J, YOU H R. A scattering model based approach to NLOS mitigation in TOA location systems[A]. IEEE Veh Techn Conference-Spring[C].2002: 861-865.
- [3] 王昕.一种考虑非视线传播影响的 TOA 定位算法[J].通信学报,2001,22(3):1-8.
- [4] CHAN Y T. A simple and efficient estimator for hyperbolic location[J].IEEE Trans Signal Processing, 1994, 42(8): 1905-1915.
- [5] 田孝华, 廖桂生.一种有效减小非视距传播影响的 TOA 定位方法[J]. 电子学报, 2003,31(9):1430.

(收稿日期:2007-05-13)

电子技术应用  
APPLICATION OF ELECTRONIC TECHNIQUE  
www.chinaaet.com