



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 104469939 A

(43) 申请公布日 2015. 03. 25

(21) 申请号 201410783847. 1

(22) 申请日 2014. 12. 16

(71) 申请人 重庆邮电大学

地址 400065 重庆市南岸区黄桷垭崇文路 2 号

(72) 发明人 周牧 邱枫 田增山 张巧 蒋青 王名孝 李玲霞 耿小龙

(74) 专利代理机构 北京同恒源知识产权代理有限公司 11275

代理人 赵荣之

(51) Int. Cl.

H04W 64/00(2009. 01)

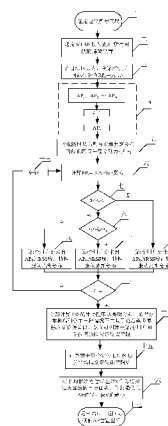
权利要求书3页 说明书13页 附图7页

(54) 发明名称

基于 RSS 统计分布分块区域误差限的 WLAN 定位网络优化方法

(57) 摘要

本发明涉及一种基于 RSS 统计分布分块区域误差限的 WLAN 定位网络优化方法,该方法根据室内环境信号分布的统计特性,将目标区域进行分块;利用克拉美罗界的特性,计算分块区域误差限;采用定量分析不同信号分布的统计特性对指纹定位误差限的影响,计算得到真实环境下的指纹定位误差限,利用模拟退火算法对 WLAN 定位网络中的接入点 AP(Access Point) 位置进行优化。本发明提供的提供一种基于 RSS 统计分布分块区域误差限的 WLAN 定位网络优化方法可以提高指纹定位法的精度性能,增强指纹定位法的普适性。



1. 基于 RSS 统计分布分块区域误差限的 WLAN 定位网络优化方法,其特征在於:该方法包括以下步骤:

- 1): 选定定位目标区域;
- 2): 选定 WLAN 接入点 AP 所有可能的摆放位置;
- 3): 在目标区域内,第  $i$  个用户可能位置为  $RP_i = (x_i, y_i)$ ;
- 4): 在目标区域内布置  $m$  个 AP,分别为  $AP_1, AP_2, \dots, AP_m$ ,令  $k = 1$ ,得到  $AP_k$ 坐标;
- 5): RSS 服从高斯分布的截止区域半径为  $r_1$ ,RSS 服从莱斯分布的截止区域半径为  $r_2$ ;
- 6): 计算  $RP_i$ 与  $AP_k$ 的距离  $d_{ik}$ ,  $d_{ik} = \sqrt{(x_k - x_i)^2 + (y_k - y_i)^2}$ ,其中,  $(x_i, y_i)$  是第  $i$  个用户可能位置坐标,  $(x_k, y_k)$  是  $AP_k$ 位置坐标;

- 7): 判断  $d_{ik}$ 是否大于 0 且小于  $r_1$ ;若“是”,跳转至步骤 11);“否”,则跳转至步骤 8);
- 8): 判断  $d_{ik}$ 是否大于  $r_1$ 且小于  $r_2$ ;若“是”,跳转至步骤 10);“否”,则跳转至步骤 9);
- 9): 令第  $i$  个用户处来自  $AP_k$ 的 RSS 统计特性服从瑞利分布;
- 10): 令第  $i$  个用户处来自  $AP_k$ 的 RSS 统计特性服从莱斯分布;
- 11): 令第  $i$  个用户处来自  $AP_k$ 的 RSS 统计特性服从高斯分布;
- 12): 判断  $k$  是否等于  $m$ ;若“是”,跳转至步骤 14);“否”,则跳转至步骤 13);
- 13): 令  $k = k+1$ ,得到  $AP_k$ 坐标,跳转至步骤 6);

14): 计算 RSS 统计特性服从高斯分布、莱斯分布和瑞利分布三种情况下的基于克拉美罗界指纹定位误差限  $V_1(\theta_i)$ 、 $V_2(\theta_i)$  和  $V_3(\theta_i)$ ;计算第  $i$  个用户可能位置的指纹定位误差限  $V(\theta_i)$ ;其中,  $V_1(\theta_i)$  为 RSS 统计特性服从高斯分布条件下的基于克拉美罗界的指纹定位误差限;  $V_2(\theta_i)$  为 RSS 统计特性服从瑞利分布条件下的基于克拉美罗界指纹定位误差限;  $V_3(\theta_i)$  为 RSS 统计特性服从莱斯分布条件下的基于克拉美罗界指纹定位误差限;  $V(\theta_i)$  为当 RSS 统计特性是呈现高斯分布、莱斯分布和瑞利分布多种混合分布时,基于克拉美罗界指纹定位误差限;

15): 计算对于整个定位目标区域的平均指纹定位误差限  $V$ ;  $V = \sum_{i=1}^n V(\theta_i)$ ,其中,  $n$  表示整个定位目标区域内用户可能位置的个数;

16): 将平均指纹定位误差限  $V$  作为模拟退火算法的目标函数,寻找最优的 AP 位置,使  $V$  值最小;

17): 运算结束,返回最优的 AP 位置坐标。

2. 根据权利要求 1 所述的基于 RSS 统计分布分块区域误差限的 WLAN 定位网络优化方法,其特征在於:所述步骤 14) 中,当 RSS 统计特性服从高斯分布时,基于克拉美罗界的指纹定位误差限  $V_1(\theta_i)$  为:

$$V_1(\theta_i) = J_{xx}^{-1} + J_{yy}^{-1} = \frac{J_{xx} + J_{yy}}{J_{xx} \cdot J_{yy} - J_{xy}^2}$$

$$= \frac{1}{\rho_1} \frac{\sum_{k=1}^m \left[ \frac{\cos \alpha_{ik}}{d_{ik}} \right]^2 + \sum_{k=1}^m \left[ \frac{\sin \alpha_{ik}}{d_{ik}} \right]^2}{\sum_{k=1}^m \left[ \frac{\sin \alpha_{ik}}{d_{ik}} \right]^2 \times \sum_{k=1}^m \left[ \frac{\cos \alpha_{ik}}{d_{ik}} \right]^2 - \left[ \sum_{k=1}^m \frac{\sin \alpha_{ik} \cos \alpha_{ik}}{d_{ik}^2} \right]^2} ;$$

其中,  $\alpha_{ik}$  表示第  $i$  个用户可能位置与第  $k$  个 AP 位置连线与地面的夹角;

$$d_{ik} = \sqrt{(x_i - x_k)^2 + (y_i - y_k)^2}; \rho_1 = \left( \frac{10\beta}{\sigma_1 \ln 10} \right)^2, \sigma_1 \text{ 为高斯分布噪声的标准差。}$$

3. 根据权利要求 1 所述的基于 RSS 统计分布分块区域误差限的 WLAN 定位网络优化方法, 其特征在于: 所述步骤 14) 中, 当 RSS 统计特性服从莱斯分布时, 基于克拉美罗界的指纹定位误差限  $V_2(\theta_i)$  为:

$$V_2(\theta_i) = J_{xx}^{-1} + J_{yy}^{-1} = \frac{J_{xx} + J_{yy}}{J_{xx} \cdot J_{yy} - J_{xy}^2}$$

$$= \frac{\sum_{k=1}^m s \times \left[ \frac{\cos \alpha_{ik}}{d_{ik}} \right]^2 + \sum_{k=1}^m s \times \left[ \frac{\sin \alpha_{ik}}{d_{ik}} \right]^2}{\sum_{k=1}^m s \times \left[ \frac{\sin \alpha_{ik}}{d_{ik}} \right]^2 \times \sum_{k=1}^m s \times \left[ \frac{\cos \alpha_{ik}}{d_{ik}} \right]^2 - \left[ \sum_{k=1}^m s \times \frac{\sin \alpha_{ik} \cos \alpha_{ik}}{d_{ik}^2} \right]^2} ;$$

$$s = \rho_2 + \frac{1}{\ln^2 d_{ik}}, \rho_2 = \left( \frac{10\beta}{\sigma_2 \ln 10} \right)^2, \sigma_2 = \sqrt{\frac{2P_n}{4-\pi}}, P_n \text{ 为噪声功率; } \beta \text{ 表示路径损耗指数。}$$

4. 根据权利要求 1 所述的基于 RSS 统计分布分块区域误差限的 WLAN 定位网络优化方法, 其特征在于: 所述步骤 14) 中, 当 RSS 统计特性服从瑞利分布时, 基于克拉美罗界的指纹定位误差限  $V_3(\theta_i)$  为:

$$V_3(\theta_i) = J_{xx}^{-1} + J_{yy}^{-1} = \frac{J_{xx} + J_{yy}}{J_{xx} \cdot J_{yy} - J_{xy}^2}$$

$$= \frac{\sum_{k=1}^m s' \times \left[ \frac{\cos \alpha_{ik}}{d_{ik}} \right]^2 + \sum_{k=1}^m s' \times \left[ \frac{\sin \alpha_{ik}}{d_{ik}} \right]^2}{\sum_{k=1}^m s' \times \left[ \frac{\sin \alpha_{ik}}{d_{ik}} \right]^2 \times \sum_{k=1}^m s' \times \left[ \frac{\cos \alpha_{ik}}{d_{ik}} \right]^2 - \left[ \sum_{k=1}^m s' \times \frac{\sin \alpha_{ik} \cos \alpha_{ik}}{d_{ik}^2} \right]^2} ;$$

其中,  $s' = \rho_3 + \frac{1}{\ln^2 d_{ik}} + f_2, \rho_3 = \left( \frac{10\beta}{\sigma_3 \ln 10} \right)^2, \sigma_3 = \sqrt{P'_n}, P'_n \text{ 为噪声功率;}$

$$f_2 = \frac{10\beta A}{\ln 10} \cdot \frac{\frac{A\xi}{\sigma_3} I_0^2\left(\frac{A\xi}{\sigma_3}\right) + I_1^2\left(\frac{A\xi}{\sigma_3}\right) - I_0\left(\frac{A\xi}{\sigma_3}\right) I_1\left(\frac{A\xi}{\sigma_3}\right)}{\frac{A\xi}{\sigma_3} I_0^2\left(\frac{A\xi}{\sigma_3}\right)}, A \text{ 为信号幅度峰值, } I_0 \text{ 表示修正}$$

的 0 阶第一类贝塞尔函数,  $I_1$  表示修正的 1 阶第一类贝塞尔函数;  $m$  表示 AP 的个数;  $\xi = P - P(d_0) + 10\beta \log_{10}(d_{ik}) + P_{wf}$ ;  $\beta$  表示路径损耗指数。

5. 根据权利要求 1 所述的基于 RSS 统计分布分块区域误差限的 WLAN 定位网络优化方法, 其特征在于: 所述步骤 14) 中, 当 RSS 统计特性是呈现高斯分布、莱斯分布和瑞利分布多种混合分布时, 基于克拉美罗界的指纹定位误差限  $V(\theta_i)$  为:

$$V(\theta_i) = J_{xx}^{-1} + J_{yy}^{-1} = \frac{J'_{xx} + J'_{yy}}{J'_{xx} \cdot J'_{yy} - J'^2_{xy}};$$

$$\begin{cases} J'_{xx}(\theta_i) = \sum_{k_1=1}^{m_1} \rho_1 \times \left[ \frac{\cos \alpha_{ik_1}}{d_{ik_1}} \right]^2 + \sum_{k_2=1}^{m_2} s \times \left[ \frac{\cos \alpha_{ik_2}}{d_{ik_2}} \right]^2 + \sum_{k_3=1}^{m_3} s' \times \left[ \frac{\cos \alpha_{ik_3}}{d_{ik_3}} \right]^2 \\ J'_{xy}(\theta_i) = J'_{yx}(\theta_i) \\ \quad = \sum_{k_1=1}^{m_1} \rho_1 \times \frac{\sin \alpha_{ik_1} \cos \alpha_{ik_1}}{d_{ik_1}^2} + \sum_{k_2=1}^{m_2} s \times \frac{\sin \alpha_{ik_2} \cos \alpha_{ik_2}}{d_{ik_2}^2} + \sum_{k_3=1}^{m_3} s' \times \frac{\sin \alpha_{ik_3} \cos \alpha_{ik_3}}{d_{ik_3}^2}; \\ J'_{yy}(\theta_i) = \sum_{k_1=1}^{m_1} \rho_1 \times \left[ \frac{\sin \alpha_{ik_1}}{d_{ik_1}} \right]^2 + \sum_{k_2=1}^{m_2} s \times \left[ \frac{\sin \alpha_{ik_2}}{d_{ik_2}} \right]^2 + \sum_{k_3=1}^{m_3} s' \times \left[ \frac{\sin \alpha_{ik_3}}{d_{ik_3}} \right]^2 \end{cases}$$

其中,  $m_1$ 、 $m_2$  和  $m_3$  表示在第  $i$  个用户可能位置处, RSS 统计特性分别服从高斯分布、莱斯分布和瑞利分布的 AP 个数。

## 基于 RSS 统计分布分块区域误差限的 WLAN 定位网络优化方法

### 技术领域

[0001] 本发明属于无线通信技术领域,涉及一种基于 RSS(Received Signal Strength) 统计分布分块区域误差限的 WLAN 定位网络优化方法。

### 背景技术

[0002] 随着无线通信市场的迅猛增长,在现有高速无线局域网条件下,用户凭借轻量级可移动的计算设备(如笔记本电脑、掌上型电脑和个人数字助理),就能随时随地接入互联网。移动中的用户对信息的即时性和就地性的需求越来越强烈,这就给基于位置的服务和应用提供了广阔的市场空间。无线局域网 WLAN(Wireless Local Area Network) 定位系统正是迎合了这种需求的一个新兴的研究热点,这种系统充分利用了 WLAN 网络在世界范围内的广泛部署与应用,只需增加相应的软件资源即可满足人们对定位的需求。在开阔的室外环境,全球定位系统 GPS(Global Position System) 提供了非常精确的定位信息,但在室内环境下, GPS 系统却因为卫星信号被阻隔而无法用于定位。基于此,人们活动的室内热点环境成为了 WLAN 定位系统的主要应用环境,因此, WLAN 定位系统可以作为 GPS 在室内环境下的有效补充,例如在机场、展厅、写字楼、仓库、地下停车场、监狱、军事训练基地等室内环境下为用户提供定位服务。

[0003] 基于 WLAN 的定位算法主要有到达角度定位 AOA(Angle of Arrival)、到达时间定位 TOA(Time of Arrival)、信号强度 RSS(Received Signal Strength) 分析法和位置指纹(Location Fingerprint) 定位法。AOA 和 TOA 需要特殊的硬件设备支持,而且受非视距 NLOS(Non Line of Sight) 和多径影响比较严重;RSS 分析法对信道传输模型的依赖性非常强,多径效应、墙壁的遮挡以及环境条件的变化都会使其精度严重恶化;而采用位置指纹定位法则可以有效克服上述定位方法的缺点。位置指纹定位法主要包括离线测量阶段和在线定位阶段两个阶段。

[0004] 由于室内环境的复杂多变,位置指纹定位法的性能也受到多方面因素的影响。在现有位置指纹定位系统中,关于定位精度的评估,大多仅考虑 RSS 统计特性服从某单一分布(如高斯分布、瑞利分布或莱斯分布)的情况。然而在实际的室内环境中,由于 RSS 受到多径效应、非视距传播等因素的影响,使得在整个目标区域内信号的统计特性不是服从某单一分布,而是呈现高斯分布、瑞利分布和莱斯分布等多种混合分布的特点。因此,现有系统不能很好地描述实际室内环境中的 RSS 统计特性和位置指纹定位法的精度性能,亟需一种能够适用于室内环境的高精度定位方法。

### 发明内容

[0005] 有鉴于此,本发明的目的在于提供一种基于 RSS 统计分布分块区域误差限的 WLAN 定位网络优化方法,该方法能够对 AP(Access Point) 位置进行优化,以改善位置指纹定位算法的性能。

[0006] 为达到上述目的,本发明提供如下技术方案:

[0007] 基于 RSS 统计分布分块区域误差限的 WLAN 定位网络优化方法,该方法包括以下步骤:

[0008] 1):选定定位目标区域;

[0009] 2):选定 WLAN 接入点 AP 所有可能的摆放位置;

[0010] 3):在目标区域内,第  $i$  个用户可能位置为  $RP_i = (x_i, y_i)$ ;

[0011] 4):在目标区域内布置  $m$  个 AP,分别为  $AP_1, AP_2, \dots, AP_m$ ,令  $k = 1$ ,得到  $AP_k$  坐标;

[0012] 5):RSS 服从高斯分布的截止区域半径为  $r_1$ ,RSS 服从莱斯分布的截止区域半径为  $r_2$ ;

[0013] 6):计算  $RP_i$  与  $AP_k$  的距离  $d_{ik}$ ,  $d_{ik} = \sqrt{(x_k - x_i)^2 + (y_k - y_i)^2}$ ,其中,  $(x_i, y_i)$  是第  $i$  个用户可能位置坐标,  $(x_k, y_k)$  是  $AP_k$  位置坐标;

[0014] 7):判断  $d_{ik}$  是否大于 0 且小于  $r_1$ ;若“是”,跳转至步骤 11);“否”,则跳转至步骤 8);

[0015] 8):判断  $d_{ik}$  是否大于  $r_1$  且小于  $r_2$ ;若“是”,跳转至步骤 10);“否”,则跳转至步骤 9);

[0016] 9):令第  $i$  个用户处来自  $AP_k$  的 RSS 统计特性服从瑞利分布;

[0017] 10):令第  $i$  个用户处来自  $AP_k$  的 RSS 统计特性服从莱斯分布;

[0018] 11):令第  $i$  个用户处来自  $AP_k$  的 RSS 统计特性服从高斯分布;

[0019] 12):判断  $k$  是否等于  $m$ ;若“是”,跳转至步骤 14);“否”,则跳转至步骤 13);

[0020] 13):令  $k = k+1$ ,得到  $AP_k$  坐标,跳转至步骤 6);

[0021] 14):计算 RSS 统计特性服从高斯分布、莱斯分布和瑞利分布三种情况下的基于克拉美罗界指纹定位误差限  $V_1(\theta_i)$ 、 $V_2(\theta_i)$  和  $V_3(\theta_i)$ ;计算第  $i$  个用户可能位置的指纹定位误差限  $V(\theta_i)$ ;其中,  $V_1(\theta_i)$  为 RSS 统计特性服从高斯分布条件下的基于克拉美罗界的指纹定位误差限; $V_2(\theta_i)$  为 RSS 统计特性服从瑞利分布条件下的基于克拉美罗界指纹定位误差限; $V_3(\theta_i)$  为 RSS 统计特性服从莱斯分布条件下的基于克拉美罗界指纹定位误差限; $V(\theta_i)$  为当 RSS 统计特性是呈现高斯分布、莱斯分布和瑞利分布多种混合分布时,基于克拉美罗界指纹定位误差限;

[0022] 15):计算对于整个定位目标区域的平均指纹定位误差限  $V$ ;  $V = \sum_{i=1}^n V(\theta_i)$ ,其中,  $n$  表示整个定位目标区域内用户可能位置的个数;

[0023] 16):将平均指纹定位误差限  $V$  作为模拟退火算法的目标函数,寻找最优的 AP 位置,使  $V$  值最小;

[0024] 17):运算结束,返回最优的 AP 位置坐标。

[0025] 进一步,所述步骤 14) 中,当 RSS 统计特性服从高斯分布时,基于克拉美罗界的指纹定位误差限  $V_1(\theta_i)$  为:

$$\begin{aligned}
 [0026] \quad V_1(\theta_i) &= J_{xx}^{-1} + J_{yy}^{-1} = \frac{J_{xx} + J_{yy}}{J_{xx} \cdot J_{yy} - J_{xy}^2} \\
 &= \frac{1}{\rho_1} \frac{\sum_{k=1}^m \left[ \frac{\cos \alpha_{ik}}{d_{ik}} \right]^2 + \sum_{k=1}^m \left[ \frac{\sin \alpha_{ik}}{d_{ik}} \right]^2}{\sum_{k=1}^m \left[ \frac{\sin \alpha_{ik}}{d_{ik}} \right]^2 \times \sum_{k=1}^m \left[ \frac{\cos \alpha_{ik}}{d_{ik}} \right]^2 - \left[ \sum_{k=1}^m \frac{\sin \alpha_{ik} \cos \alpha_{ik}}{d_{ik}^2} \right]^2}
 \end{aligned}$$

[0027] 其中,  $\alpha_{ik}$  表示第  $i$  个用户可能位置与第  $k$  个 AP 位置连线与地面的夹角;

$$[0028] \quad d_{ik} = \sqrt{(x_i - x_k)^2 + (y_i - y_k)^2};$$

$$[0029] \quad \rho_1 = \left( \frac{10\beta}{\sigma_1 \ln 10} \right)^2, \quad \sigma_1 \text{ 为高斯分布噪声的标准差。}$$

[0030] 进一步, 所述步骤 14) 中, 当 RSS 统计特性服从莱斯分布时, 基于克拉美罗界的指纹定位误差限  $V_2(\theta_i)$  为:

$$\begin{aligned}
 [0031] \quad V_2(\theta_i) &= J_{xx}^{-1} + J_{yy}^{-1} = \frac{J_{xx} + J_{yy}}{J_{xx} \cdot J_{yy} - J_{xy}^2} \\
 &= \frac{\sum_{k=1}^m s \times \left[ \frac{\cos \alpha_{ik}}{d_{ik}} \right]^2 + \sum_{k=1}^m s \times \left[ \frac{\sin \alpha_{ik}}{d_{ik}} \right]^2}{\sum_{k=1}^m s \times \left[ \frac{\sin \alpha_{ik}}{d_{ik}} \right]^2 \times \sum_{k=1}^m s \times \left[ \frac{\cos \alpha_{ik}}{d_{ik}} \right]^2 - \left[ \sum_{k=1}^m s \times \frac{\sin \alpha_{ik} \cos \alpha_{ik}}{d_{ik}^2} \right]^2}
 \end{aligned}$$

$$[0032] \quad s = \rho_2 + \frac{1}{\ln^2 d_{ik}}, \quad \rho_2 = \left( \frac{10\beta}{\sigma_2 \ln 10} \right)^2, \quad \sigma_2 = \sqrt{\frac{2P_n}{4-\pi}}, \quad P_n \text{ 为噪声功率};$$

[0033]  $\beta$  表示路径损耗指数, 其反映了路径损耗与距离的关系。

[0034] 进一步, 所述步骤 14) 中, 当 RSS 统计特性服从瑞利分布时, 基于克拉美罗界的指纹定位误差限  $V_3(\theta_i)$  为:

$$\begin{aligned}
 [0035] \quad V_3(\theta_i) &= J_{xx}^{-1} + J_{yy}^{-1} = \frac{J_{xx} + J_{yy}}{J_{xx} \cdot J_{yy} - J_{xy}^2} \\
 &= \frac{\sum_{k=1}^m s' \times \left[ \frac{\cos \alpha_{ik}}{d_{ik}} \right]^2 + \sum_{k=1}^m s' \times \left[ \frac{\sin \alpha_{ik}}{d_{ik}} \right]^2}{\sum_{k=1}^m s' \times \left[ \frac{\sin \alpha_{ik}}{d_{ik}} \right]^2 \times \sum_{k=1}^m s' \times \left[ \frac{\cos \alpha_{ik}}{d_{ik}} \right]^2 - \left[ \sum_{k=1}^m s' \times \frac{\sin \alpha_{ik} \cos \alpha_{ik}}{d_{ik}^2} \right]^2}
 \end{aligned}$$

$$[0036] \quad s' = \rho_3 + \frac{1}{\ln^2 d_{ik}} + f_2, \quad \rho_3 = \left( \frac{10\beta}{\sigma_3 \ln 10} \right)^2, \quad \sigma_3 = \sqrt{P'_n}, \quad P'_n \text{ 为噪声功率};$$

$$[0037] \quad f_2 = \frac{10\beta A}{\ln 10} \cdot \frac{\frac{A\xi}{\sigma_3^2} I_0^2\left(\frac{A\xi}{\sigma_3}\right) + I_1^2\left(\frac{A\xi}{\sigma_3}\right) - I_0\left(\frac{A\xi}{\sigma_3}\right) I_1\left(\frac{A\xi}{\sigma_3}\right)}{\frac{A\xi}{\sigma_3^2} I_0^2\left(\frac{A\xi}{\sigma_3}\right)}, \quad A \text{ 为信号幅度峰值, } I_0 \text{ 表示修}$$

正的 0 阶第一类贝塞尔函数,  $I_1$  表示修正的 1 阶第一类贝塞尔函数;  $m$  表示 AP 的个数;

[0038]  $\xi = P - P(d_0) + 10\beta \log_{10}(d_{ik}) + P_{wf}$ ;  $\beta$  表示路径损耗指数, 其反映了路径损耗与距离的关系。

[0039] 进一步, 所述 S14 中, 当 RSS 统计特性是呈现高斯分布、莱斯分布和瑞利分布多种混合分布时, 基于克拉美罗界的指纹定位误差限  $V(\theta_i)$  为:

$$[0040] \quad V(\theta_i) = J_{xx}^{-1} + J_{yy}^{-1} = \frac{J'_{xx} + J'_{yy}}{J'_{xx} \cdot J'_{yy} - J'^2_{xy}}$$

$$[0041] \quad \begin{cases} J'_{xx}(\theta_i) = \sum_{k_1=1}^{m_1} \rho_1 \times \left[ \frac{\cos \alpha_{ik_1}}{d_{ik_1}} \right]^2 + \sum_{k_2=1}^{m_2} s \times \left[ \frac{\cos \alpha_{ik_2}}{d_{ik_2}} \right]^2 + \sum_{k_3=1}^{m_3} s' \times \left[ \frac{\cos \alpha_{ik_3}}{d_{ik_3}} \right]^2 \\ J'_{xy}(\theta_i) = J'_{yx}(\theta_i) \\ \quad = \sum_{k_1=1}^{m_1} \rho_1 \times \frac{\sin \alpha_{ik_1} \cos \alpha_{ik_1}}{d_{ik_1}^2} + \sum_{k_2=1}^{m_2} s \times \frac{\sin \alpha_{ik_2} \cos \alpha_{ik_2}}{d_{ik_2}^2} + \sum_{k_3=1}^{m_3} s' \times \frac{\sin \alpha_{ik_3} \cos \alpha_{ik_3}}{d_{ik_3}^2} \\ J'_{yy}(\theta_i) = \sum_{k_1=1}^{m_1} \rho_1 \times \left[ \frac{\sin \alpha_{ik_1}}{d_{ik_1}} \right]^2 + \sum_{k_2=1}^{m_2} s \times \left[ \frac{\sin \alpha_{ik_2}}{d_{ik_2}} \right]^2 + \sum_{k_3=1}^{m_3} s' \times \left[ \frac{\sin \alpha_{ik_3}}{d_{ik_3}} \right]^2 \end{cases}$$

[0042] 其中,  $m_1$ 、 $m_2$  和  $m_3$  表示在第  $i$  个用户可能位置处, RSS 统计特性分别服从高斯分布、莱斯分布和瑞利分布的 AP 个数。

[0043] 本发明的有益效果在于: 本发明提供的提供一种基于 RSS 统计分布分块区域误差限的 WLAN 定位网络优化方法解决了基于位置指纹定位法中 AP 位置优化的问题, 根据室内 WLAN 环境下的 RSS 统计分布特性, 将定位目标区域进行分块; 利用克拉美罗界的特性, 计算得到对于每个用户可能位置的指纹定位误差限; 根据分析不同用户可能位置处不同 RSS 统计分布特性对指纹定位误差限的影响, 进一步计算得到对于整个定位目标区域的指纹定位误差限; 最后, 利用模拟退火算法对室内 WLAN 定位网络中的 AP 位置进行优化。本发明提供的提供一种基于 RSS 统计分布分块区域误差限的 WLAN 定位网络优化方法不但可以提高指纹定位法的精度性能, 还可以增强指纹定位法的普适性。

## 附图说明

[0044] 为了使本发明的目的、技术方案和优点更加清楚, 下面将结合附图对本发明作进一步的详细描述, 其中:

[0045] 图 1 为本发明所述方法的流程图;

[0046] 图 2 为本发明的实验仿真环境;

[0047] 图 3 为第  $i$  个用户可能位置  $(x_i, y_i)$  与第  $k$  个 AP 位置  $(x_k, y_k)$  的几何关系图;

[0048] 图 4 为 RSS 统计分布特性服从高斯分布、瑞利分布、莱斯分布, 以及三种分布混合存在时, 利用模拟退火算法得到的 AP 优化位置;



[0049] 图 5 为 RSS 统计分布特性服从高斯分布、瑞利分布、莱斯分布,以及三种分布混合时,在基于模拟退火算法得到的 AP 优化位置条件下的指纹定位法的定位误差;

[0050] 图 6 为定位误差随 AP 个数的变化情况;

[0051] 图 7 为定位误差随噪声强度的变化情况;

[0052] 其中,图 6(a)、6(b)、6(c) 和图 7(a)、7(b)、7(c) 分别为 RSS 统计分布特性服从高斯分布、瑞利分布和莱斯分布的变化情况。

### 具体实施方式

[0053] 下面将结合附图,对本发明的优选实施例进行详细的描述。

[0054] 本发明提供了一种基于 RSS 统计分布分块区域误差限的 WLAN 定位网络优化方法,该方法能够对 AP 位置进行优化,以改善位置指纹定位算法的性能。该方法包括以下步骤:

[0055] 步骤一:选定定位目标区域。

[0056] 步骤二:选定 WLAN 接入点 AP 所有可能的摆放位置。

[0057] 步骤三:在目标区域内,令第  $i$  个用户可能位置为  $RP_i = (x_i, y_i)$ 。

[0058] 步骤四:在整个目标区域内需要布置  $m$  个 AP,分别记为  $AP_1, AP_2, \dots, AP_m$ ,令  $k = 1$ ,得到  $AP_k$  坐标。

[0059] 步骤五:令 RSS 服从高斯分布和莱斯分布的截止区域半径分别为  $r_1$  和  $r_2$ ;RSS 服从高斯分布的截止区域半径  $r_1$  表示:与第  $k$  个 AP 位置的欧几里得距离小于  $r_1$  的所有用户可能位置处的 RSS 统计特性服从高斯分布;RSS 服从莱斯分布的截止区域半径  $r_2$  表示:与第  $k$  个 AP 位置的欧几里得距离小于  $r_2$  且大于  $r_1$  的所有用户可能位置处的 RSS 统计特性服从莱斯分布,且与第  $k$  个 AP 位置的欧几里得距离大于  $r_2$  的所有用户可能位置处的 RSS 统计特性服从瑞利分布。

[0060] 步骤六:计算  $RP_i$  与  $AP_k$  的距离  $d_{ik}$ ;其中,  $d_{ik} = \sqrt{(x_k - x_i)^2 + (y_k - y_i)^2}$ ;  $(x_i, y_i)$  是第  $i$  个用户可能位置坐标; $(x_k, y_k)$  是  $AP_k$  位置坐标。

[0061] 步骤七:判断  $d_{ik}$  是否大于 0 且小于  $r_1$ 。是,则进入步骤十一;否,则进入步骤八。

[0062] 步骤八:判断  $d_{ik}$  是否大于  $r_1$  且小于  $r_2$ 。是,则进入步骤十;否,则进入步骤九。

[0063] 步骤九:令第  $i$  个用户处来自  $AP_k$  的 RSS 统计特性服从瑞利分布。

[0064] 步骤十:令第  $i$  个用户处来自  $AP_k$  的 RSS 统计特性服从莱斯分布。

[0065] 步骤十一:令第  $i$  个用户处来自  $AP_k$  的 RSS 统计特性服从高斯分布。

[0066] 步骤十二:判断  $k$  是否等于  $m$ 。是,则进入步骤十四;否,则进入步骤十三。

[0067] 步骤十三: $k = k+1$ ,得到  $AP_k$  坐标,进入步骤六。

[0068] 步骤十四:分别计算 RSS 统计特性服从高斯分布、莱斯分布和瑞利分布三种情况下的基于克拉美罗界指纹定位误差限  $V_1(\theta_i)$ 、 $V_2(\theta_i)$  和  $V_3(\theta_i)$ 。从而得到对于第  $i$  个用户可能位置的指纹定位误差限  $V(\theta_i)$ 。

[0069] 假定信号的传播特性符合 Keenan-Motley 多墙模型,接收端接收到的信号强度值  $P$  的计算表达式如下:

$$[0070] \quad P = P(d_0) - 10\beta \log_{10}\left(\frac{d}{d_0}\right) - P_{wf} - \chi \quad (1)$$

[0071] 其中,  $d_0$  为参考距离;  $\beta$  表示路径损耗指数, 其反映了路径损耗与距离的关系;  $d$  为接收端到发送端的距离;  $P_{wf}$  表示信号通过墙壁和地板的损耗;  $x$  为随机变量。

[0072] 设定第  $i$  个用户的真实位置为  $\theta_i = (x_i, y_i)^T$ , 用户的估计位置为  $\hat{\theta}_i = (\hat{x}_i, \hat{y}_i)^T$ , 则

$\hat{\theta}_i$  的均方误差矩阵  $\text{var}[\hat{\theta}_i]$  可以表示如下:

[0073]

$$\text{var}[\hat{\theta}_i] = E_0 \left\{ (\hat{\theta}_i - \theta_i)(\hat{\theta}_i - \theta_i)^T \right\} = \begin{bmatrix} \delta_{\hat{x}_i}^2 & \delta_{\hat{x}_i \hat{y}_i} \\ \delta_{\hat{x}_i \hat{y}_i} & \delta_{\hat{y}_i}^2 \end{bmatrix} \quad (2)$$

[0074] 其中,  $\delta_{\hat{x}_i}^2$  和  $\delta_{\hat{y}_i}^2$  表示为平均平方误差;  $\delta_{\hat{x}_i \hat{y}_i}$  和  $\delta_{\hat{y}_i \hat{x}_i}$  表示为不同参量的协方差。

[0075] 根据克拉美罗界不等式, 可以表示如下:

[0076]

$$\text{var}[\hat{\theta}_i] \geq \{J(\theta_i)\}^{-1} \quad (3)$$

[0077] 其中,  $J(\theta_i)$  为  $\theta_i$  的费歇尔信息矩阵。

[0078] 定义  $f_{\theta_i}(P)$  为基于  $\theta_i$  的观测量, 即接收端接收到的信号强度值  $P$  的概率分布函数, 则 Score 函数  $U(\theta_i)$  为  $f_{\theta_i}(P)$  的对数似然函数的梯度, 可以表示如下:

$$U(\theta_i) = \nabla \ln f_{\theta_i}(P) = \frac{\partial}{\partial \theta} \ln f_{\theta_i}(P) \quad (4)$$

[0080] 费歇尔信息矩阵  $J(\theta_i)$  为 Score 函数  $U(\theta_i)$  的方差, 即  $J(\theta_i) = \text{var}[U(\theta_i)]$ 。

根据下面的公式推导,  $E[U(\theta_i)] = 0$ , 因此  $J(\theta_i) = E \left\{ \left[ \frac{\partial \ln f_{\theta_i}(P)}{\partial \theta} \right]^2 \right\}$ 。

$$\begin{aligned} E[U(\theta_i)] &= E \left[ \frac{\partial}{\partial \theta} \ln f_{\theta_i}(P) \right] \\ &= E \left[ \frac{1}{f_{\theta_i}(P)} \cdot \frac{\partial}{\partial \theta} (f_{\theta_i}(P)) \right] \\ &= \int \frac{\partial}{\partial \theta} (f_{\theta_i}(P)) \cdot \frac{1}{f_{\theta_i}(P)} \cdot f_{\theta_i}(P) \cdot dP \\ &= \frac{\partial}{\partial \theta} \int f_{\theta_i}(P) \cdot dP = 0 \end{aligned} \quad (5)$$

[0082] 当  $f_{\theta_i}(P)$  为指数函数类时, 根据如下公式推导, 可得  $J(\theta_i) = -E \left\{ \frac{\partial U(\theta_i)}{\partial \theta} \right\}$ 。

$$\begin{aligned}
J(\theta_i) &= E \left[ \frac{\partial \ln f_{\theta_i}(P)}{\partial \theta} \right]^2 = E \left[ \frac{\partial^2 \ln f_{\theta_i}(P)}{\partial^2 \theta} \right] \\
[0083] \quad &= \int \frac{\partial^2}{\partial^2 \theta} \frac{f_{\theta_i}(P)}{f_{\theta_i}(P)} \cdot f_{\theta_i}(P) \cdot dP - E \left[ \frac{\partial}{\partial \theta} \ln f_{\theta_i}(P) \right]^2 \quad (6) \\
&= -E \left\{ \frac{\partial}{\partial \theta} U(\theta_i) \right\}
\end{aligned}$$

[0084] 步骤十四(一):信号服从高斯分布时,计算基于克拉美罗界指纹定位误差限  $V_1(\theta_i)$ ;

[0085] 假定信号强度远远大于噪声时,因此从每个 AP 收到的信号服从高斯分布,则某一用户接收到的  $m$  个 AP 的相互独立的 RSS 测量值的联合密度函数为  $f_{\theta_i}(P)$ ,可以表示为如下:

$$[0086] \quad f_{\theta_i}(P) = \prod_{k=1}^m \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_1} \times \exp \left\{ -\frac{[P - P(d_0) + 10\beta \log_{10}(d_{ik}) + P_{wf}]^2}{2\sigma_1^2} \right\} \quad (7)$$

[0087] 其中,  $m$  表示 AP 的个数;  $\sigma_1$  表示高斯分布的标准差;

[0088] 公式七可以简化为:

$$\begin{aligned}
[0089] \quad f_{\theta_i}(P) &= \prod_{k=1}^m \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_1} \times \exp \left\{ -\frac{(10\beta \log_{10}(d_{ik}))^2}{2\sigma_1^2} \right\} \\
&= \prod_{k=1}^m \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_1} \times \exp \left\{ -\frac{\rho_1}{2} (\ln d_{ik})^2 \right\} \quad (8)
\end{aligned}$$

[0090] 其中,  $d_{ik} = \sqrt{(x_i - x_k)^2 + (y_i - y_k)^2}$ ;  $\rho_1 = \left( \frac{10\beta}{\sigma_1 \ln 10} \right)^2$ ;  $x_i$  和  $y_i$  表示第  $i$  个用户的横、纵坐标;  $x_k$  和  $y_k$  表示第  $k$  个 AP 的横、纵坐标,如图 3 所示。

[0091] 费歇尔信息矩阵  $J(\theta_i)$  可以定义为如下:

$$[0092] \quad J(\theta_i) = \begin{bmatrix} J_{xx}(\theta_i) & J_{xy}(\theta_i) \\ J_{yx}(\theta_i) & J_{yy}(\theta_i) \end{bmatrix} \quad (9)$$

[0093] 其中,

$$J_{xx}(\theta_i) = \frac{\partial^2}{\partial x^2} \ln f_{\theta_i}(P), \quad J_{xy}(\theta_i) = \frac{\partial^2}{\partial x \partial y} \ln f_{\theta_i}(P), \quad J_{yx}(\theta_i) = \frac{\partial^2}{\partial y \partial x} \ln f_{\theta_i}(P),$$

$J_{yy}(\theta_i) = \frac{\partial^2}{\partial y^2} \ln f_{\theta_i}(P)$ 。由公式 (4) 和公式 (8),可以计算得到:

$$[0094] \quad \frac{\partial^2}{\partial x^2} \ln f_{\theta_i}(P) = \rho_1 \sum_{k=1}^m \left\{ \ln d_{ik} \times \frac{\partial}{\partial x} \left( \frac{x_i - x_k}{d_{ik}^2} \right) + \frac{(x_i - x_k)^2}{d_{ik}^2 \cdot d_{ik}^2} \right\} \quad (10)$$

[0095]

$$\frac{\partial^2}{\partial x \partial y} \ln f_{\theta_i}(P) = \rho_1 \sum_{k=1}^m \left\{ \ln d_{ik} \times \frac{\partial}{\partial y} \left( \frac{x_i - x_k}{d_{ik}^2} \right) + \frac{(x_i - x_k)(y_i - y_k)}{d_{ik}^2 \cdot d_{ik}^2} \right\} \quad (11)$$

[0096]

$$\frac{\partial^2}{\partial y \partial x} \ln f_{\theta_i}(P) = \rho_1 \sum_{k=1}^m \left\{ \ln d_{ik} \times \frac{\partial}{\partial x} \left( \frac{y_i - y_k}{d_{ik}^2} \right) + \frac{(x_i - x_k)(y_i - y_k)}{d_{ik}^2 \cdot d_{ik}^2} \right\} \quad (12)$$

$$[0097] \quad \frac{\partial^2}{\partial y^2} \ln f_{\theta_i}(P) = \rho_1 \sum_{k=1}^m \left\{ \ln d_{ik} \times \frac{\partial}{\partial y} \left( \frac{y_i - y_k}{d_{ik}^2} \right) + \frac{(y_i - y_k)^2}{d_{ik}^2 \cdot d_{ik}^2} \right\} \quad (13)$$

[0098] 由公式 (5) 可知, Score 函数  $U(\theta_i)$  的期望值为零, 而导数项的所有元素都依赖于  $\ln d_{ik}$ , 因此  $\ln d_{ik}$  的期望值也为零。所以公式 (10)、公式 (11)、公式 (12) 和公式 (13) 可以简化为:

$$[0099] \quad \begin{cases} J_{xx}(\theta_i) = \rho_1 \sum_{k=1}^m \left[ \frac{\cos \alpha_{ik}}{d_{ik}} \right]^2 \\ J_{xy}(\theta_i) = J_{yx}(\theta_i) = \rho_1 \sum_{k=1}^m \frac{\sin \alpha_{ik} \cos \alpha_{ik}}{d_{ik}^2} \\ J_{yy}(\theta_i) = \rho_1 \sum_{k=1}^m \left[ \frac{\sin \alpha_{ik}}{d_{ik}} \right]^2 \end{cases} \quad (14)$$

[0100] 其中,  $\alpha_{ik}$  表示第  $i$  个用户位置与第  $k$  个 AP 位置连线与地面的夹角, 如图 3 所示。由于

$$[0101] \quad \{J(\theta_i)\}^{-1} = \frac{1}{|J(\theta_i)|} \begin{bmatrix} J_{yy}(\theta_i) & -J_{yx}(\theta_i) \\ -J_{xy}(\theta_i) & J_{xx}(\theta_i) \end{bmatrix} \quad (15)$$

[0102] 其中,  $|J(\theta_i)| = J_{xx}(\theta_i)J_{yy}(\theta_i) - J_{xy}(\theta_i)^2$ 。可得:

[0103]

$$\delta_{\hat{x}_i}^2 = E\left(\hat{x}_i - x_i\right)^2 \geq J_{xx}^{-1}, \quad \delta_{\hat{y}_i}^2 = E\left(\hat{y}_i - y_i\right)^2 \geq J_{yy}^{-1} \quad (16)$$

[0104] 从而, 当信号服从高斯分布时, 第  $i$  个用户的基于克拉美罗界指纹定位误差限  $V_1(\theta_i)$  为:

$$[0105] \quad \begin{aligned} V_1(\theta_i) &= J_{xx}^{-1} + J_{yy}^{-1} = \frac{J_{xx} + J_{yy}}{J_{xx} \cdot J_{yy} - J_{xy}^2} \\ &= \frac{1}{\rho_1 \sum_{k=1}^m \left[ \frac{\sin \alpha_{ik}}{d_{ik}} \right]^2 \times \sum_{k=1}^m \left[ \frac{\cos \alpha_{ik}}{d_{ik}} \right]^2 - \left[ \sum_{k=1}^m \frac{\sin \alpha_{ik} \cos \alpha_{ik}}{d_{ik}^2} \right]^2} \sum_{k=1}^m \left[ \frac{\cos \alpha_{ik}}{d_{ik}} \right]^2 + \sum_{k=1}^m \left[ \frac{\sin \alpha_{ik}}{d_{ik}} \right]^2 \end{aligned} \quad (17)$$

[0106] 步骤十四(二): 信号服从瑞利分布时, 计算基于克拉美罗界指纹定位误差限  $V_2(\theta_i)$ ;

[0107] 假定信号强度远远小于噪声时,因此从每个 AP 收到的信号服从瑞利分布,则某一用户接收到的  $m$  个 AP 的相互独立的 RSS 测量值的联合密度函数为  $f_{\theta_i}(P)$ , 可以表示为如下:

$$[0108] \quad f_{\theta_i}(P) = \prod_{k=1}^m \left( \frac{\xi}{\sigma_2^2} \times \exp \left\{ -\frac{\xi^2}{2\sigma_2^2} \right\} \right) \quad (18)$$

[0109] 其中,  $\xi = P - P(d_0) + 10\beta \log_{10}(d_{ik}) + P_{wf}$ ,  $\sigma_2 = \sqrt{\frac{2 \text{var}(\xi)}{4-\pi}}$ 。

[0110] 公式 (18) 可以简化为:

$$[0111] \quad f_{\theta_i}(P) = \prod_{k=1}^m \frac{\rho_2 \ln(d_{ik})}{10\beta \ln 10} \times \exp \left\{ -\frac{\rho_2}{2} (\ln d_{ik})^2 \right\} \quad (19)$$

[0112] 其中,  $\rho_2 = \left( \frac{10\beta}{\sigma_2 \ln 10} \right)^2$ 。

[0113] 因此,我们可以得到

$$[0114] \quad \frac{\partial^2}{\partial x^2} \ln f_{\theta_i}(P) = \sum_{k=1}^m \left\{ \begin{array}{l} \left( \rho_2 \ln d_{ik} - \frac{1}{\ln d_{ik}} \right) \times \frac{\partial}{\partial x} \left( \frac{x_i - x_k}{d_{ik}^2} \right) \\ + \left( \rho_2 + \frac{1}{\ln^2 d_{ik}} \right) \times \frac{(x_i - x_k)^2}{d_{ik}^2 \cdot d_{ik}^2} \end{array} \right\} \quad (20)$$

$$[0115] \quad \frac{\partial^2}{\partial xy} \ln f_{\theta_i}(P) = \sum_{k=1}^m \left\{ \begin{array}{l} \left( \rho_2 \ln d_{ik} - \frac{1}{\ln d_{ik}} \right) \times \frac{\partial}{\partial y} \left( \frac{x_i - x_k}{d_{ik}^2} \right) \\ + \left( \rho_2 + \frac{1}{\ln^2 d_{ik}} \right) \times \frac{(x_i - x_k)(y_i - y_k)}{d_{ik}^2 \cdot d_{ik}^2} \end{array} \right\} \quad (21)$$

$$[0116] \quad \frac{\partial^2}{\partial yx} \ln f_{\theta_i}(P) = \sum_{k=1}^m \left\{ \begin{array}{l} \left( \rho_2 \ln d_{ik} - \frac{1}{\ln d_{ik}} \right) \times \frac{\partial}{\partial x} \left( \frac{y_i - y_k}{d_{ik}^2} \right) \\ + \left( \rho_2 + \frac{1}{\ln^2 d_{ik}} \right) \times \frac{(x_i - x_k)(y_i - y_k)}{d_{ik}^2 \cdot d_{ik}^2} \end{array} \right\} \quad (22)$$

$$[0117] \quad \frac{\partial^2}{\partial y^2} \ln f_{\theta_i}(P) = \sum_{k=1}^m \left\{ \begin{array}{l} \left( \rho_2 \ln d_{ik} - \frac{1}{\ln d_{ik}} \right) \times \frac{\partial}{\partial y} \left( \frac{y_i - y_k}{d_{ik}^2} \right) \\ + \left( \rho_2 + \frac{1}{\ln^2 d_{ik}} \right) \times \frac{(y_i - y_k)^2}{d_{ik}^2 \cdot d_{ik}^2} \end{array} \right\} \quad (23)$$

[0118] 由公式 (5), 公式 (20)-(23) 可以化简为:

$$[0119] \quad \begin{cases} J_{xx}(\theta_i) = \sum_{k=1}^m \left( \rho_2 + \frac{1}{\ln^2 d_{ik}} \right) \times \left[ \frac{\cos \alpha_{ik}}{d_{ik}} \right]^2 \\ J_{xy}(\theta_i) = J_{yx}(\theta_i) = \sum_{k=1}^m \left( \rho_2 + \frac{1}{\ln^2 d_{ik}} \right) \times \frac{\sin \alpha_{ik} \cos \alpha_{ik}}{d_{ik}^2} \\ J_{yy}(\theta_i) = \sum_{k=1}^m \left( \rho_2 + \frac{1}{\ln^2 d_{ik}} \right) \times \left[ \frac{\sin \alpha_{ik}}{d_{ik}} \right]^2 \end{cases} \quad (24)$$

[0120] 从而,当信号服从瑞利分布时,第  $i$  个用户的基于克拉美罗界指纹定位误差限  $V_2(\theta_i)$  为

$$[0121] \quad V_2(\theta_i) = J_{xx}^{-1} + J_{yy}^{-1} = \frac{J_{xx} + J_{yy}}{J_{xx} \cdot J_{yy} - J_{xy}^2}$$

$$= \frac{\sum_{k=1}^m s \times \left[ \frac{\cos \alpha_{ik}}{d_{ik}} \right]^2 + \sum_{k=1}^m s \times \left[ \frac{\sin \alpha_{ik}}{d_{ik}} \right]^2}{\sum_{k=1}^m s \times \left[ \frac{\sin \alpha_{ik}}{d_{ik}} \right]^2 \times \sum_{k=1}^m s \times \left[ \frac{\cos \alpha_{ik}}{d_{ik}} \right]^2 - \left[ \sum_{k=1}^m s \times \frac{\sin \alpha_{ik} \cos \alpha_{ik}}{d_{ik}^2} \right]^2} \quad (25)$$

[0122] 其中,  $s = \rho_2 + \frac{1}{\ln^2 d_{ik}}$ 。

[0123] 步骤十四(三):信号服从莱斯分布时,计算基于克拉美罗界指纹定位误差限  $V_3(\theta_i)$ ;

[0124] 假定信号强度与噪声的强度相当时,因此从每个 AP 收到的信号服从瑞利分布,则某一用户接收到的  $m$  个 AP 的相互独立的 RSS 测量值的联合密度函数为  $f_{\theta_i}(P)$ ,可以表示为如下:

$$[0125] \quad f_{\theta_i}(P) = \prod_{k=1}^m \left( \frac{\xi}{\sigma_3^2} \times \exp\left(-\frac{\xi^2 + A^2}{2\sigma_3^2}\right) \times I_0\left(\frac{A\xi}{\sigma_3^2}\right) \right) \quad (26)$$

[0126] 其中,  $A$  为信号幅度的峰值,是一个常数;  $\sigma_3^2$  为噪声的功率;  $I_0$  是修正的 0 阶第一类贝塞尔函数;

[0127] 公式 (26) 可以简化为:

$$[0128] \quad f_{\theta_i}(P) = \prod_{k=1}^m \frac{\rho_3 \ln(d_{ik})}{10\beta \ln 10} \exp\left\{-\frac{\rho_3}{2} (\ln d_{ik})^2\right\} I_0\left(\frac{A\xi}{\sigma_3^2}\right) \quad (27)$$

[0129] 其中,  $\rho_3 = \left(\frac{10\beta}{\sigma_3 \ln 10}\right)^2$ 。

[0130] 因此,我们可以得到

$$[0131] \quad \frac{\partial^2}{\partial x^2} \ln f_{\theta_i}(P) = \sum_{k=1}^m \left\{ \begin{aligned} & \left( \rho_3 \ln d_{ik} - \frac{1}{\ln d_{ik}} + f_1 \right) \times \frac{\partial}{\partial x} \left( \frac{x_i - x_k}{d_{ik}^2} \right) \\ & + \left( \rho_3 + \frac{1}{\ln^2 d_{ik}} + f_2 \right) \times \frac{(x_i - x_k)^2}{d_{ik}^2 \cdot d_{ik}^2} \end{aligned} \right\} \quad (28)$$

$$[0132] \quad \frac{\partial^2}{\partial xy} \ln f_{\theta_i}(P) = \sum_{k=1}^m \left\{ \begin{aligned} & \left( \rho_3 \ln d_{ik} - \frac{1}{\ln d_{ik}} + f_1 \right) \times \frac{\partial}{\partial y} \left( \frac{x_i - x_k}{d_{ik}^2} \right) \\ & + \left( \rho_3 + \frac{1}{\ln^2 d_{ik}} + f_2 \right) \times \frac{(x_i - x_k)(y_i - y_k)}{d_{ik}^2 \cdot d_{ik}^2} \end{aligned} \right\} \quad (29)$$

$$[0133] \quad \frac{\partial^2}{\partial yx} \ln f_{\theta_i}(P) = \sum_{k=1}^m \left\{ \begin{aligned} & \left( \rho_3 \ln d_{ik} - \frac{1}{\ln d_{ik}} + f_1 \right) \times \frac{\partial}{\partial x} \left( \frac{y_i - y_k}{d_{ik}^2} \right) \\ & + \left( \rho_3 + \frac{1}{\ln^2 d_{ik}} + f_2 \right) \times \frac{(x_i - x_k)(y_i - y_k)}{d_{ik}^2 \cdot d_{ik}^2} \end{aligned} \right\} \quad (30)$$

$$[0134] \quad \frac{\partial^2}{\partial y^2} \ln f_{\theta_i}(P) = \sum_{k=1}^m \left\{ \begin{aligned} & \left( \rho_3 \ln d_{ik} - \frac{1}{\ln d_{ik}} + f_1 \right) \times \frac{\partial}{\partial y} \left( \frac{y_i - y_k}{d_{ik}^2} \right) \\ & + \left( \rho_3 + \frac{1}{\ln^2 d_{ik}} + f_2 \right) \times \frac{(y_i - y_k)^2}{d_{ik}^2 \cdot d_{ik}^2} \end{aligned} \right\} \quad (31)$$

$$[0135] \quad \text{其中, } f_1 = \frac{10\beta A}{\ln 10} \cdot \frac{I_1\left(\frac{A\xi}{\sigma_3^2}\right)}{I_0\left(\frac{A\xi}{\sigma_3^2}\right)}; \quad f_2 = \frac{10\beta A}{\ln 10} \cdot \frac{\frac{A\xi}{\sigma_3^2} I_0^2\left(\frac{A\xi}{\sigma_3^2}\right) + I_1^2\left(\frac{A\xi}{\sigma_3^2}\right) - I_0\left(\frac{A\xi}{\sigma_3^2}\right) I_1\left(\frac{A\xi}{\sigma_3^2}\right)}{\frac{A\xi}{\sigma_3^2} I_0^2\left(\frac{A\xi}{\sigma_3^2}\right)} \cdot A$$

为信号幅度峰值,  $I_0$ 表示修正的0阶第一类贝塞尔函数,  $I_1$ 是修正的1阶第一类贝塞尔函数;  $m$ 表示AP的个数;  $\xi = P - P(d_0) + 10\beta \log_{10}(d_{ik}) + P_{\text{wr}}$ ;  $\beta$ 表示路径损耗指数,其反映了路径损耗与距离的关系。

[0136] 由公式(5),公式(28)-(31)可以化简为:

$$[0137] \quad \begin{cases} J_{xx}(\theta_i) = \sum_{k=1}^m \left( \rho_3 + \frac{1}{\ln^2 d_{ik}} + f_2 \right) \times \left[ \frac{\cos \alpha_{ik}}{d_{ik}} \right]^2 \\ J_{xy}(\theta_i) = J_{yx}(\theta_i) = \sum_{k=1}^m \left( \rho_3 + \frac{1}{\ln^2 d_{ik}} + f_2 \right) \times \frac{\sin \alpha_{ik} \cos \alpha_{ik}}{d_{ik}^2} \\ J_{yy}(\theta_i) = \sum_{k=1}^m \left( \rho_3 + \frac{1}{\ln^2 d_{ik}} + f_2 \right) \times \left[ \frac{\sin \alpha_{ik}}{d_{ik}} \right]^2 \end{cases} \quad (32)$$

[0138] 从而,当信号服从莱斯分布时,第*i*个用户的基于克拉美罗界指纹定位误差限  $V_3(\theta_i)$  为

$$\begin{aligned}
 V_3(\theta_i) &= J_{xx}^{-1} + J_{yy}^{-1} = \frac{J_{xx} + J_{yy}}{J_{xx} \cdot J_{yy} - J_{xy}^2} \\
 [0139] \quad &= \frac{\sum_{k=1}^m s' \times \left[ \frac{\cos \alpha_{ik}}{d_{ik}} \right]^2 + \sum_{k=1}^m s' \times \left[ \frac{\sin \alpha_{ik}}{d_{ik}} \right]^2}{\sum_{k=1}^m s' \times \left[ \frac{\sin \alpha_{ik}}{d_{ik}} \right]^2 \times \sum_{k=1}^m s' \times \left[ \frac{\cos \alpha_{ik}}{d_{ik}} \right]^2 - \left[ \sum_{k=1}^m s' \times \frac{\sin \alpha_{ik} \cos \alpha_{ik}}{d_{ik}^2} \right]^2} \quad (33)
 \end{aligned}$$

[0140] 其中,  $s' = \rho_3 + \frac{1}{\ln^2 d_{ik}} + f_2$ ; 当  $\Lambda \rightarrow 0$  时,  $s' = s$ 。

[0141] 步骤十四(四):在实际环境中,计算基于克拉美罗界指纹定位误差限  $V(\theta_i)$ ;

[0142] 在实际的环境中,整个目标区域内的信号并不是服从单一的某一分布。信号的分布会根据信号强度和噪声强度的变化而变化。因此从  $m_1$  个 AP 收到的信号服从高斯分布,  $m_2$  个 AP 收到的信号服从瑞利分布,  $m_3$  个 AP 收到的信号服从莱斯分布。则某一用户接收到的  $m$  个 AP 的相互独立的 RSS 测量值的联合密度函数为  $f_{\theta_i}(P)$ , 可以表示为如下:

$$[0143] \quad f_{\theta_i}(P) = f_{\theta_i}(P_1) \cdot f_{\theta_i}(P_2) \cdot f_{\theta_i}(P_3) \quad (34)$$

[0144] 其中,

$$f_{\theta_i}(P_1) = \prod_{k=1}^{m_1} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_1}} \exp\left(-\frac{\xi^2}{2\sigma_1^2}\right); \quad f_{\theta_i}(P_2) = \prod_{k=1}^{m_2} \left( \frac{\xi}{\sigma_2^2} \times \exp\left\{-\frac{\xi^2}{2\sigma_2^2}\right\} \right);$$

$$[0145] \quad f_{\theta_i}(P_3) = \prod_{k=1}^{m_3} \left( \frac{\xi}{\sigma_3^2} \times \exp\left(-\frac{\xi^2 + A^2}{2\sigma_3^2}\right) \times I_0\left(\frac{A\xi}{\sigma_3^2}\right) \right)。$$

[0146] 因此,我们可以得到

[0147]

$$\begin{cases}
 J'_{xx}(\theta_i) = \sum_{k_1=1}^{m_1} \rho_1 \times \left[ \frac{\cos \alpha_{ik_1}}{d_{ik_1}} \right]^2 + \sum_{k_2=1}^{m_2} s \times \left[ \frac{\cos \alpha_{ik_2}}{d_{ik_2}} \right]^2 + \sum_{k_3=1}^{m_3} s' \times \left[ \frac{\cos \alpha_{ik_3}}{d_{ik_3}} \right]^2 \\
 J'_{xy}(\theta_i) = J'_{yx}(\theta_i) \\
 \quad = \sum_{k_1=1}^{m_1} \rho_1 \times \frac{\sin \alpha_{ik_1} \cos \alpha_{ik_1}}{d_{ik_1}^2} + \sum_{k_2=1}^{m_2} s \times \frac{\sin \alpha_{ik_2} \cos \alpha_{ik_2}}{d_{ik_2}^2} + \sum_{k_3=1}^{m_3} s' \times \frac{\sin \alpha_{ik_3} \cos \alpha_{ik_3}}{d_{ik_3}^2} \\
 J'_{yy}(\theta_i) = \sum_{k_1=1}^{m_1} \rho_1 \times \left[ \frac{\sin \alpha_{ik_1}}{d_{ik_1}} \right]^2 + \sum_{k_2=1}^{m_2} s \times \left[ \frac{\sin \alpha_{ik_2}}{d_{ik_2}} \right]^2 + \sum_{k_3=1}^{m_3} s' \times \left[ \frac{\sin \alpha_{ik_3}}{d_{ik_3}} \right]^2
 \end{cases} \quad (35)$$

[0148] 从而,在实际环境中,第  $i$  个用户的基于克拉美罗界指纹定位误差限  $V(\theta_i)$  为

$$[0149] \quad V(\theta_i) = J_{xx}^{-1} + J_{yy}^{-1} = \frac{J'_{xx} + J'_{yy}}{J'_{xx} \cdot J'_{yy} - J'_{xy}^2} \quad (36)$$

[0150] 步骤十五:计算对于整个定位目标区域的平均指纹定位误差限  $V$ ;

[0151] 整个区域内的平均指纹定位误差限  $V$  为:



$$[0152] \quad V = \sum_{i=1}^n V(\theta_i) \quad (37)$$

[0153] 其中, n 表示整个目标区域内用户可能位置的个数。

[0154] 步骤十六:将平均指纹定位误差限 V 作为模拟退火算法的目标函数,寻找最优的 AP 位置,使 V 值最小;

[0155] 步骤十七:运算结束,返回最优的 AP 位置坐标;

[0156] 本发明的仿真环境如图 2 所示,仿真环境为 12m×12m 的方形区域,均匀分布的用户可能位置的间距为 0.8m,黑点表示用户可能位置,共 144 个。本发明令  $r_1 = 5\text{m}$  且  $r_2 = 10\text{m}$ ;  $A = 0.2$ ;模拟退火算法的参数设置为:初始温度  $T_0 = 200$ ,降温速度  $a = 0.95$ ,终止温度  $T_s = 0.1$ ,迭代次数  $N = 50$ 。

[0157] 为了验证本发明提出的一种基于 RSS 统计分布分块区域误差限的 WLAN 定位网络优化方法的有效性和可靠性。图 4 分别给出了当 RSS 统计分布特性服从高斯分布、瑞利分布、莱斯分布,以及三种分布混合存在时,利用模拟退火算法得到的 AP 优化位置。由于在实际环境中,RSS 随着离 AP 的距离而变化,其统计特性不是服从某单一分布,而是呈现高斯分布、瑞利分布和莱斯分布等多种混合分布的特点。从图 4 我们可以得到,在实际环境中,当 AP 的摆放位置不共线时,可以得到较高的位置指纹定位精度。

[0158] 图 5 分别给出了当 RSS 统计分布特性服从高斯分布、瑞利分布、莱斯分布,以及三种分布混合时,在基于模拟退火算法得到的 AP 优化位置条件下的指纹定位法的定位误差。从图 5 我们可以得到,当 RSS 统计分布特性服从高斯分布时,位置指纹定位精度最高;当 RSS 统计分布特性服从瑞利分布时,位置指纹定位精度最低;而当 RSS 统计分布特性服从莱斯分布时,其所对应的位置指纹定位精度与本发明考虑三种分布混合时的定位精度近似。

[0159] 图 6 比较了当 RSS 统计分布特性服从高斯分布、瑞利分布和莱斯分布时,位置指纹定位误差随 AP 个数的变化情况。由图 6 我们可以看到:随着 AP 个数的增加,位置指纹定位精度在整体上是提高的,然而当 AP 个数增大到一定数量(如 AP 个数大于 3)时,位置指纹定位精度的改善效果不明显。

[0160] 图 7 比较了当 RSS 统计分布特性服从高斯分布、瑞利分布和莱斯分布时,位置指纹定位误差随噪声强度的变化情况。由图 7 我们可以看到:随着噪声方差(即噪声功率,当假设噪声均值为 0 时,噪声方差等于噪声功率)的增大,位置指纹定位精度在整体上是下降的。此外,当 RSS 统计分布特性服从高斯分布时,噪声方差的变化对位置指纹定位误差的影响较大。

[0161] 最后说明的是,以上优选实施例仅用以说明本发明的技术方案而非限制,尽管通过上述优选实施例已经对本发明进行了详细的描述,但本领域技术人员应当理解,可以在形式上和细节上对其作出各种各样的改变,而不偏离本发明权利要求书所限定的范围。

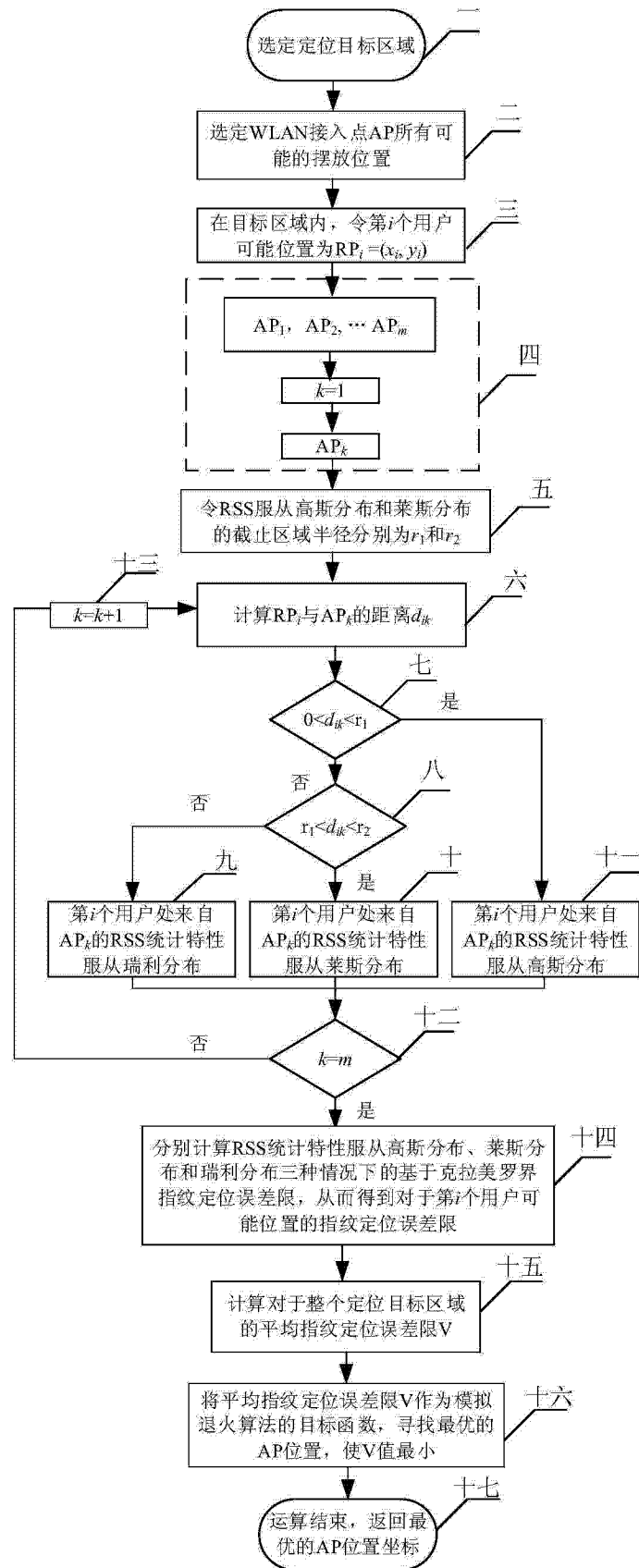


图 1

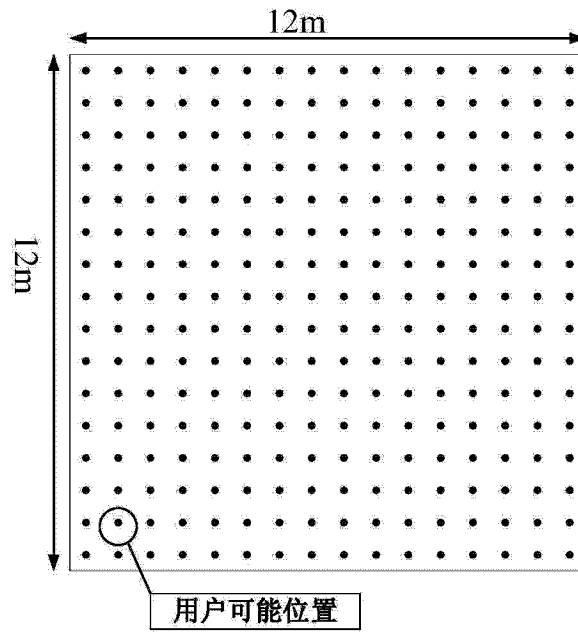


图 2

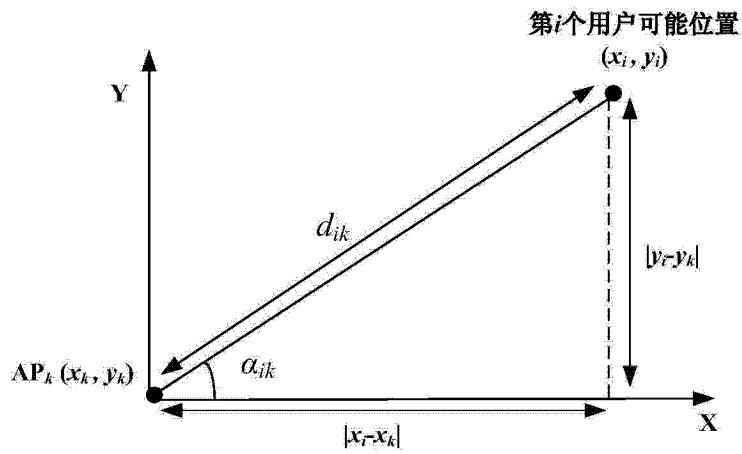
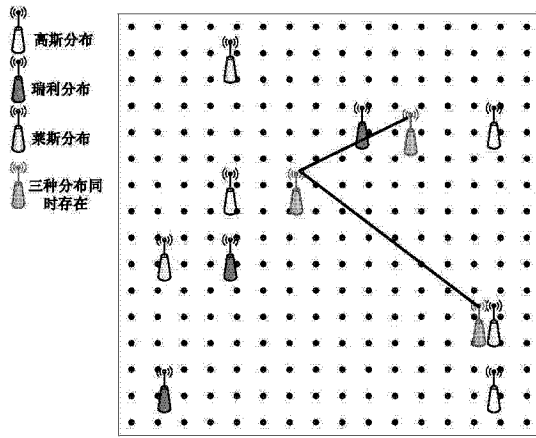
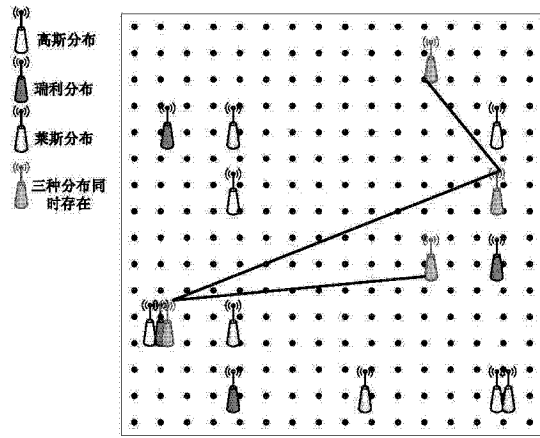


图 3



4 (a) 三个 AP



4 (b) 四个 AP

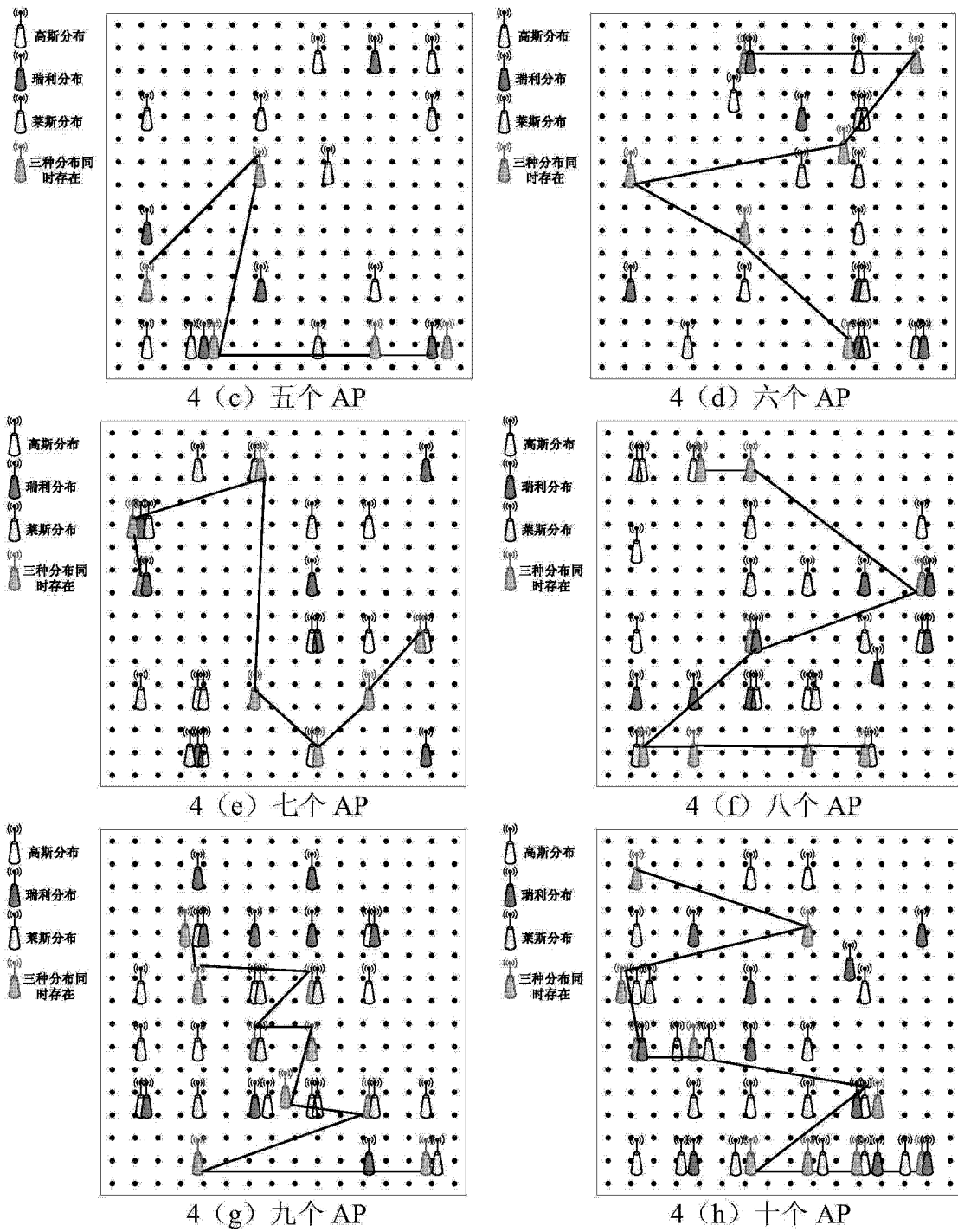
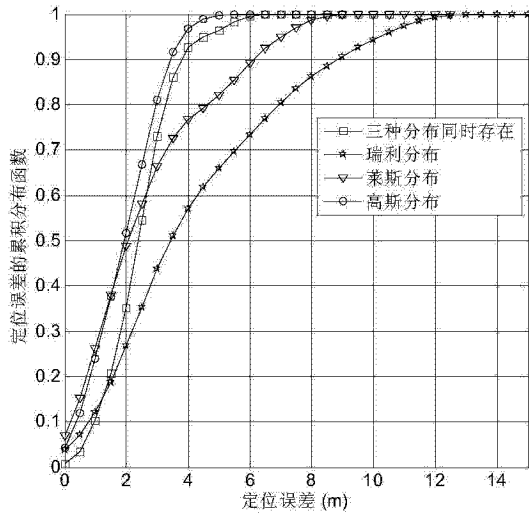
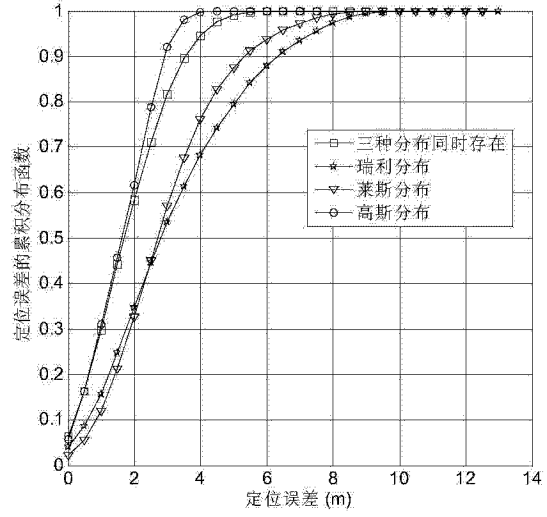


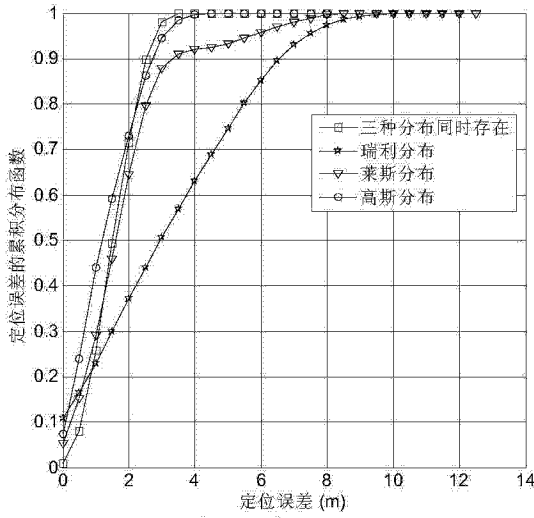
图 4



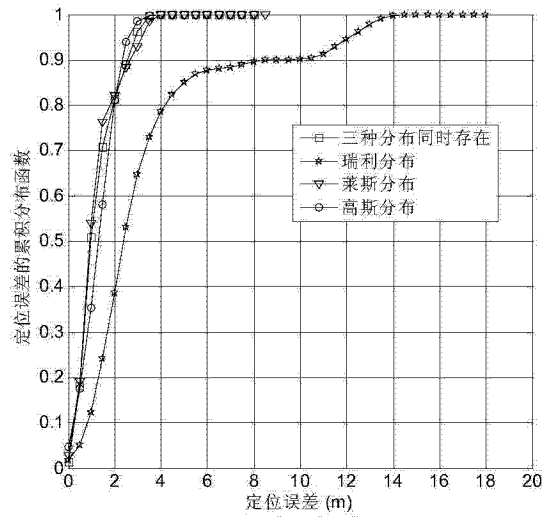
5 (a) 三个 AP



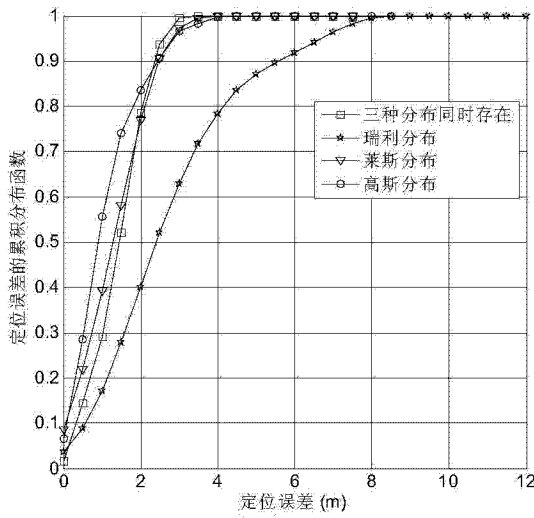
5 (b) 四个 AP



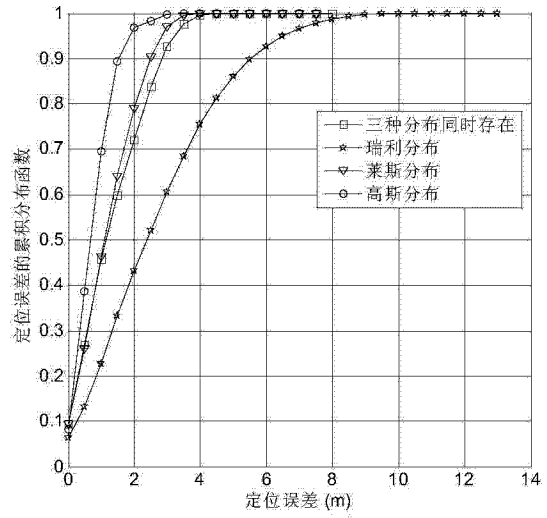
5 (c) 五个 AP



5 (d) 六个 AP



5 (e) 七个 AP



5 (f) 八个 AP

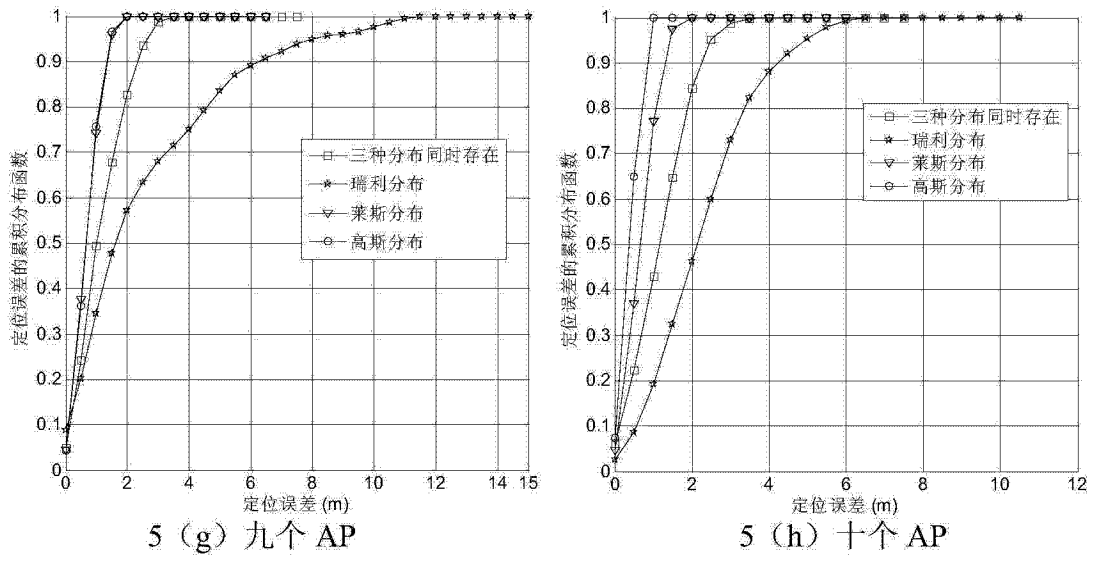


图 5

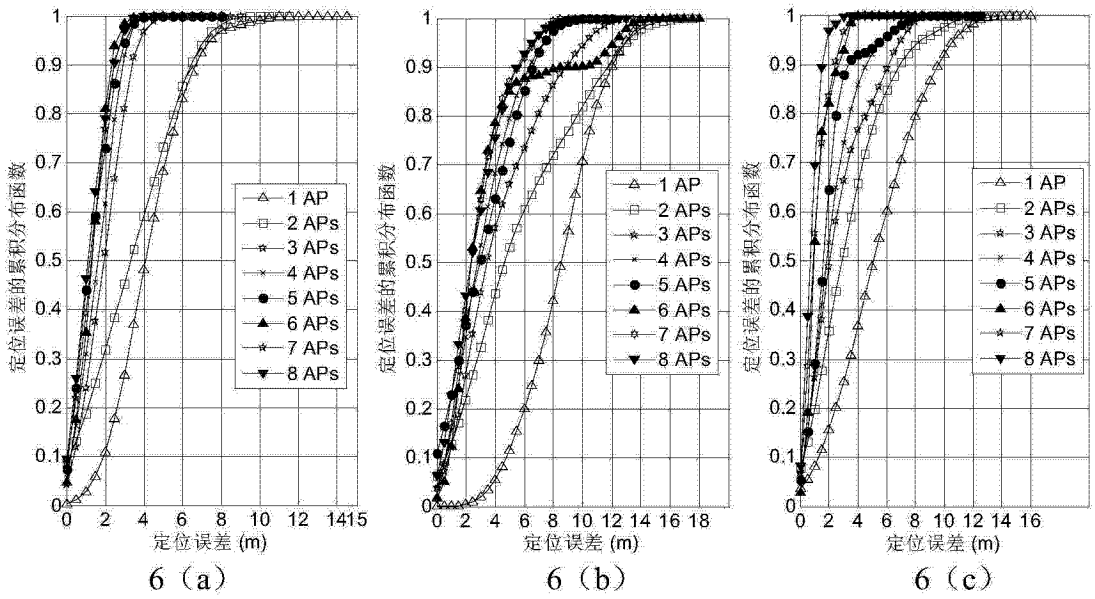


图 6

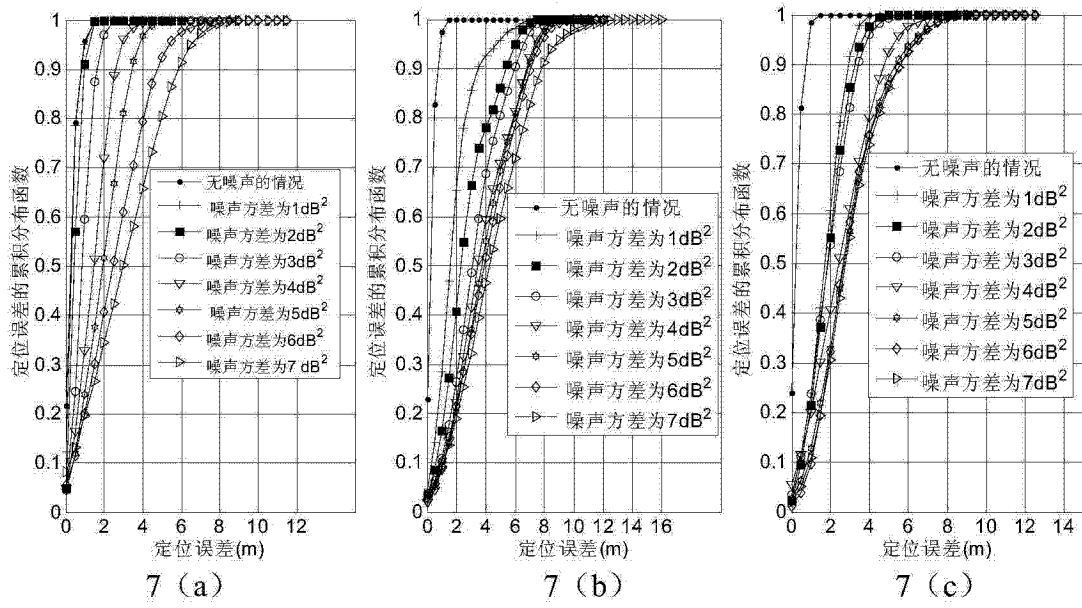


图 7