



(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 104093202 B

(45)授权公告日 2017. 11. 17

(21)申请号 201410312854.3

(22)申请日 2014.07.02

(65)同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 104093202 A

(43)申请公布日 2014.10.08

(73)专利权人 南京信息工程大学

地址 210044 江苏省南京市浦口区宁六路219号

(72)发明人 王婷婷 桂小婷 柯炜

(74)专利代理机构 南京经纬专利商标代理有限公司 32200

代理人 朱小兵

(51)Int. Cl.

H04W 64/00(2009.01)

(56)对比文件

CN 102932914 A, 2013.02.13, 全文.

CN 103096465 A, 2013.05.08, 说明书第[0010]、[0019]-[0020]、[0022]、[0029]-[0031]段.

CN 103605110 A, 2014.02.26, 全文.

CN 103517210 A, 2014.01.15, 全文.

Sina Hamidi Ghalehjegh. Fast Block-Sparse Decomposition Based on SL0.《Proceeding of the 9th International Conference on Latent Variable Analysis and Signal Separation》.2010, 正文1-5节.

J.Wang, Q.Gao. Device-free localization with wireless networks based on compressive sensing.《IET Communication》. IFT, 2012, 第6卷2395-2403.

审查员 邱敏

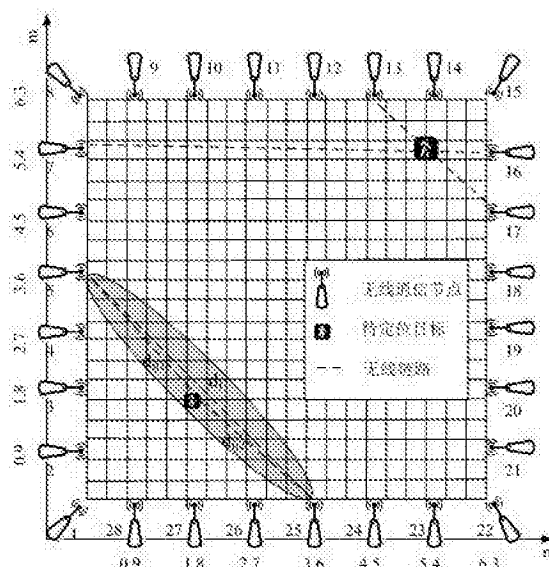
权利要求书1页 说明书8页 附图4页

(54)发明名称

一种环境自适应的无设备目标定位方法

(57)摘要

本发明公开了一种环境自适应的无设备目标定位方法,包括:建立定位系统,获得每两个无线通信节点之间组成链路中接收端的接收信号强度值;将定位区域划分为N个格点,并根据格点处出现目标时对链路中接收端的接收信号强度值的影响,构建稀疏定位模型;采用椭圆阴影模型确定每个格点处信号强度变化对对应链路上接收端的接收信号强度值影响的权重得到理想字典;根据链路上接收端接收信号强度值的变化,对理想字典进行字典更新和稀疏恢复交替进行;所述更新后的稀疏矢量中非零值所对应格点位置即为被定位的无设备目标所在位置。本发明可以自适应环境的变化在线动态调整字典和稀疏恢复,动态地适应环境变化,有效避免目标误判和提高定位精度。



1. 一种环境自适应的无设备目标定位方法,其特征在于,包括以下步骤:

步骤(1)、利用M个无线通信节点进行组网建立定位系统;由任意两个无线通信节点之间建立通信,形成 $K=M \times (M-1) / 2$ 对无线链路;测量每对无线链路中接收端的接收信号强度值,并汇集到定位中心;

步骤(2)、定位中心将若干无线通信节点所围成的定位区域划分为N个格点,并根据格点处出现目标时对链路中接收端的接收信号强度值的影响,构建稀疏定位模型:

$$y=Wx+n$$

其中,y表示所有链路中每个接收端在两个相邻时刻接收信号强度的变化量;x为稀疏矢量,其中每个分量表示对应格点处信号强度的变化;W为理想字典,其中每个分量 w_{ij} 表示第j个格点处出现目标时对第i条链路接收端所收到信号强度值变化所造成影响权重,i,j均为自然数,且 $1 \leq i \leq K, 1 \leq j \leq N$;n表示衰落损耗差和噪声;

步骤(3)、采用椭圆阴影模型确定每个格点处出现目标时对相应链路接收端所收到信号强度值变化所造成影响的权重 w_{ij} ,得到理想字典W;

步骤(4)、根据链路中接收端接收信号强度值的变化,对步骤(3)所得的理想字典W进行在线字典学习,所述在线字典学习采用对理想字典W进行字典更新和对稀疏矢量x进行稀疏恢复交替进行;所述更新后的稀疏矢量中非零值所对应格点位置即为被定位的无设备目标所在位置;

其中,所述步骤(4)中稀疏恢复采用块稀疏重构算法对稀疏矢量x进行在线更新,具体为:

步骤(41)、将稀疏矢量x分成若干块,并定义指示函数 $B(x)$,结合 l_2 范数构造 $l_{2,0}$ 范数;

步骤(42)、利用双曲正切函数构造近似 $l_{2,0}$ 范数的函数,以得到求解稀疏矢量的目标函数;

步骤(43)、利用FR算法迭代求解所述目标函数,以获得迭代更新后的稀疏矢量。

2. 根据权利要求1所述环境自适应的无设备目标定位方法,其特征在于:所述步骤(4)中在线字典更新过程采用增量学习方法进行更新。

一种环境自适应的无设备目标定位方法

技术领域

[0001] 本发明涉及一种环境自适应的无设备目标定位方法,属于无线通信技术的技术领域。

背景技术

[0002] 目前基于定位的服务已经涵盖了搜索救援、智能交通、航海航空导航、物流管理、大地测量、海洋测绘、气象测量、灾害预防、医疗服务等诸多领域,并且定位与导航技术已成为保障国家安全和开展军事行动的必要手段之一。相应地,无线定位技术的研究也日益受到各国的高度重视,现已成为一个十分活跃的研究领域。

[0003] 在众多无线定位系统中,最著名的是把无线电发射源设置在各种轨道卫星上的定位系统,例如美国的全球定位系统(GPS)、欧洲的伽利略(Galileo)系统、俄罗斯的GLONASS系统以及我国的“北斗”定位系统等,凭借着广域覆盖的巨大优势,将无线电定位技术发展到一个新的高度。尽管卫星定位技术已经在国民经济各个方面得到广泛应用,但是在应用领域由于受到各种接收误差的影响,需要通过其它辅助手段(例如建立差分基准站)才能达到所需的定位精度要求;同时在接收信号受到物理遮挡的情况下常常无法完成导航任务。因此,利用现有和即将建设的庞大的民用无线通信设施进行无线定位,不仅可以弥补卫星定位系统的不足,而且可以作为无线通信高附加值的服务。尤其是在美国联邦通信委员会颁布了E911(Emergencycall911)强制性定位要求后,加上巨大市场利润的驱动,国内外出现了研究移动通信系统终端定位技术的热潮。

[0004] 然而,目前无论是卫星定位还是基于无线通信基础设施进行定位,均要求被定位目标携带定位设备,如GPS接收机或手机等,否则就无法实现定位。但在一些应用环境下,如入侵者检测、灾后救援、战场侦测、人质解救等,要求被定位目标携带与定位系统相匹配的定位装置是不现实的或不可能的,这些被定位目标就称为无设备定位(Device-FreeLocalization,DFL)目标。对于这些目标的定位,一直是无线定位领域的难点,也是传统定位方法无法实现的。目前国内外用于解决无设备目标定位问题的技术可以分为两类:一类是基于非射频技术的定位方法,一类是基于射频技术的定位方法。非射频技术主要包括视频技术、红外技术和压力技术等。视频技术利用多个摄像头采集图像信息,然后通过图像处理算法进行定位分析。这类技术通常成本较高,而且由于摄像装置对光线的要求,不能在夜晚和黑暗环境中使用。对于无需光线要求的红外目标定位系统,由于红外线的穿透力较弱,而且红外线比无线电信号更易受环境变化的影响,因此在很多场合无法适用。压力技术是通过放置在地板上的加速和气压传感器来检测是否有人的脚印来实现定位,这项技术要求比较密集的节点布置才能在要求范围内有效定位,而且成本较高。以上这些因素极大限制了非射频类技术在无设备目标定位领域中的应用。

[0005] 针对以上问题,Patwari等人最早提出了采用无线通信网络实现无设备目标定位,其原理在于检测目标出现前后的电磁波场的变化,目标所在区域的电磁信号强度会因目标的存在而发生变化。同时,Patwari等人提出基于射频层析成像(Radio Tomographic

Imaging,RTI)技术的无设备目标定位方案(Wilson,J.,N.Patwari,“Radio tomographic imaging with wireless networks,”IEEE Transactions on Mobile Computing,Vol.9, No.5,621-632,2010.),并给出了一种基于Tikhonov正则化的计算方法,解决病态反问题的求解。接着,Youssef等人将指纹定位方法引入到无设备目标定位问题中,采用指纹匹配的方法实现目标定位(Moussa,M.,M.Youssef,“Smart devices for smart environments: device-free passive detection in real environments,”7th IEEE PerCom,1-6, 2009.)。然而,目前这些方法存在着计算量大,容易受环境波动影响的问题,而且指纹定位法受限于前期的测绘工作周期长,并需要花费大量人力和物力,当定位区域环境发生变化,如室内布置改变等,就需要建立新的指纹信息数据库。

[0006] 近年来,压缩感知理论成为信号处理领域的研究热点,其独特的思想也开始在无线定位领域中得到应用。但现有基于压缩感知的定位工作绝大部分是针对传统有设备目标定位的,目前仅有少量文献(Wang,J.,Q.Gao,X.Zhang,H.Wang,“Device-free localization with wireless networks based on compressing sensing,”IET Communications,Vol.6,No.15,2395-2403,2012.)提出利用压缩感知原理实现稀疏基的无设备目标定位,可称为CS_DFL方法。但该方法忽略了接收信号强度RSS(ReceivedSignalStrength,RSS)测量受环境因素的影响,事实上RSS测量值易受温度、湿度、室内布局和建筑材料等环境因素的影响,甚至房间的开闭都会引起RSS测量值的波动。更重要的是这种影响具有时变性和不可预知性,因此在实际环境中该方法容易把环境因素引起的RSS波动误认为是目标引起的,从而导致目标误判和定位精度的下降。

发明内容

[0007] 本发明的目的是针对现有技术中存在的不足,从定位问题的天然稀疏性出发,利用DFL压缩成像的聚集效应,结合在线字典学习技术,提出一种环境自适应的无设备目标定位方法,不仅从根本上解决时变因素对无设备目标定位的影响,而且能够充分利用块稀疏特性,达到提高DFL定位精度,促进DFL技术实用化的目的。

[0008] 本发明具体采用以下技术方案解决上述技术问题:

[0009] 一种环境自适应的无设备目标定位方法,包括以下步骤:

[0010] 步骤(1)、利用M个无线通信节点进行组网建立定位系统;由任意两个无线通信节点之间建立通信,形成 $K=M \times (M-1) / 2$ 对无线链路;测量每对无线链路中接收端的接收信号强度值,并汇集到定位中心;

[0011] 步骤(2)、定位中心将若干无线通信节点所围成的定位区域划分为N个格点,并根据格点处出现目标时对链路中接收端的接收信号强度值的影响,构建稀疏定位模型:

$$[0012] \quad y = Wx + n$$

[0013] 其中,y表示所有链路中每个接收端在两个相邻时刻接收信号强度的变化量;x为稀疏矢量,其中每个分量表示对应格点处信号强度的变化;W为理想字典,其中每个分量 w_{ij} 表示第j个格点处出现目标时对第i条链路接收端所收到信号强度值变化所造成影响的权重,i,j均为自然数,且 $1 \leq i \leq K, 1 \leq j \leq N$;n表示衰落损耗差和噪声;

[0014] 步骤(3)、采用椭圆阴影模型确定每个格点处出现目标时对相应链路接收端所收到信号强度值变化所造成影响的权重 w_{ij} ,得到理想字典W;

[0015] 步骤(4)、根据链路中接收端接收信号强度值的变化,对步骤(3)所得的理想字典W进行在线字典学习,所述在线字典学习采用对理想字典W进行字典更新和对稀疏矢量x进行稀疏恢复交替进行;所述更新后的稀疏矢量中非零值所对应格点位置即为被定位的无设备目标所在位置。

[0016] 进一步地,作为本发明的一种优选技术方案:所述步骤(4)中稀疏恢复采用块稀疏重构算法对稀疏矢量x进行在线更新。

[0017] 进一步地,作为本发明的一种优选技术方案:所述利用块稀疏重构算法对稀疏矢量x进行在线更新,具体为:

[0018] 步骤(41)、将稀疏矢量x分成若干块,并定义指示函数 $\beta(x)$,结合 l_2 范数构造 $l_{2,0}$ 范数;

[0019] 步骤(42)、利用双曲正切函数构造近似 $l_{2,0}$ 范数的函数,以得到求解稀疏矢量的目标函数;

[0020] 步骤(43)、利用FR算法迭代求解所述目标函数,以获得迭代更新后的稀疏矢量。

[0021] 进一步地,作为本发明的一种优选技术方案:所述步骤(4)中在线字典更新过程采用增量学习方法进行更新。

[0022] 本发明采用上述技术方案,能产生如下技术效果:

[0023] (1) 本发明的方法利用压缩感知原理进行无设备目标定位,既保持了现有射频类DFL方法成本低、布置简单,适应暗场环境等特点,又可以降低对测量链路数目的要求。

[0024] (2) 本发明的方法根据训练样本在线动态调整字典,可以自适应环境的变化,提高定位精度,并且该方法在线阶段只采用增量方式就可以实现自适应学习,既可以动态地适应环境变化,避免把环境因素引起的RSS波动误认为是目标出现,又大大降低了计算复杂度。

[0025] (3) 本发明的方法采用块稀疏重构算法,不仅利用了定位问题的天然稀疏性,而且利用了稀疏信号的内在结构特征,可以有效提高稀疏重构性能,不仅适用于单目标定位,而且适用于多目标定位。

附图说明

[0026] 图1是本发明环境自适应的无设备目标定位方法中构建定位系统示意图。

[0027] 图2是本发明环境自适应的无设备目标定位方法中椭圆阴影模型示意图。

[0028] 图3是现有技术采用CS_DFL方法的单个目标成像实验结果图。

[0029] 图4是本发明实施例中单个目标成像实验结果图。

[0030] 图5现有技术采用CS_DFL方法的多个目标成像实验结果图。

[0031] 图6是本发明实施例中多个目标成像实验结果图。

具体实施方式

[0032] 下面结合说明书附图对本发明的实施方式进行描述。

[0033] 本发明提供了一种环境自适应的无设备目标定位方法,包括如下步骤:

[0034] 步骤(1)、定位系统建立:定位区域如图1所示,定位系统包括M个用于通信的无线收发节点,以IEEE802.15.4的无线通信协议为基础进行组网,两两之间可以互相通信,因此

可以组成 $K=M \times (M-1)/2$ 对无线链路。

[0035] 根据通信理论,第 i 对链路中接收端的接收信号强度值(Received Signal Strength,RSS)可以表示为

$$[0036] \quad y_i(t) = P_i - L_i - S_i(t) - F_i(t) - v_i(t) \quad (1)$$

[0037] 其中, i 为自然数,且 $1 \leq i \leq K$ 。 P_i 表示发送端的发射功率,一般假设发送功率固定, L_i 表示与传输距离、天线模式等相关的静态损耗, $S_i(t)$ 表示阴影损耗, $F_i(t)$ 表示衰落损耗, $v_i(t)$ 代表噪声。由于相邻两个时刻,无线传播环境变化很小,所以可以近似认为其中静态项几乎相同。因此,假设两个相邻时刻 t_1 和 t_2 ,则两个时刻RSS的变化量 Δy_i 可以表示为

$$[0038] \quad \Delta y_i = y_i(t_2) - y_i(t_1) = S_i(t_1) - S_i(t_2) + F_i(t_1) - F_i(t_2) + v_i(t_1) - v_i(t_2) \quad (2)$$

$$[0039] \quad = S_i(t_1) - S_i(t_2) + n_i$$

[0040] 其中 $n_i = F_i(t_1) - F_i(t_2) + v_i(t_1) - v_i(t_2)$ 表示衰落损耗差和噪声。

[0041] 步骤(2)、稀疏化处理:将定位系统中 M 个供于通信的无线收发节点所围成的定位区域划分为 N 个格点(格点位置已知),格点的大小根据定位精度的需要而定。从(2)式可以看出, Δy_i 主要受到阴影衰落的影响,而这种影响可能来源于定位区域内任何一个格点上出现被定位目标(人或物体),因此 Δy_i 又可以表示为

$$[0042] \quad \Delta y_i = \sum_{j=1}^N w_{ij} x_j + n_i \quad (3)$$

[0043] 其中 x_j 表示第 j 个格点处信号强度的变化, w_{ij} 表示权重,反映第 j 个格点处存在被定位目标时对第 i 个链路所产生影响的权重。以上是只考虑一个链路受影响的情况,若考虑所有 K 对链路受到的影响,就可以用如下矩阵形式表示,即构建出稀疏定位模型:

$$[0044] \quad y = Wx + n \quad (4)$$

[0045] 其中 $y = [\Delta y_1, \dots, \Delta y_K]^T$ 是一个 K 维矢量,表示所有 K 个链路上的RSS变化量,其中分量 $\Delta y_1, \dots, \Delta y_K$ 分别表示第1至第 K 个接收端在两个相邻时刻接收信号强度的变化量; x 为稀疏矢量,且 $x = [x_1, \dots, x_N]^T$ 是一个 N 维矢量,其中分量 x_1, \dots, x_N 分别表示第1至第 N 个格点处信号强度的变化; W 为理想字典, W 是一个 $K \times N$ 维加权矩阵, W 中第 i 行第 j 列分量 w_{ij} 表示第 j 个格点处出现目标时对第 i 条链路接收端所收到信号强度值变化所造成影响的权重, i, j 均为自然数,且 $1 \leq i \leq K, 1 \leq j \leq N$; n 表示衰落损耗差和噪声。

[0046] 步骤(3)、理想字典 W 的确定:要根据压缩感知理论求解方程(4),关键在于确定加权矩阵,也即理想字典 W 。目前普遍采用椭圆阴影模型来确定权值,如图2所示,以每个链路的两个无线节点为焦点,宽度为 ρ 确定一个椭圆,只有落在此椭圆内的格点的权值才非零,凡落在此椭圆外的格点的权值均为零。这样也就意味着只有此椭圆内格点处的信号强度的变化才对该链路的测量值有影响。理想字典 W 中的每一个元素可用下式计算得到:

$$[0047] \quad w_{ij} = \frac{1}{\sqrt{d_{ij}}} \begin{cases} 1, & \text{if } d_i + d_j < d_{ij} + \rho \\ 0, & \text{if } d_i + d_j > d_{ij} + \rho \end{cases} \quad (5)$$

[0048] 其中 d_i, d_j 分别表示被定位目标到第 i, j 无线收发节点的距离, d_{ij} 表示第 i, j 无线收发节点之间的距离, ρ 表示椭圆短轴长度。 ρ 是一个可调整量,不同大小的 ρ ,表示椭圆覆盖格点的范围不同。

[0049] 步骤(4)、在线字典学习:以上理想字典 W 模型是理论上的,而实际环境是不断变化

的,因此上述建立的理想字典W并不能总是与实际信号相符合,尤其椭圆内所有格点的权值都一样,一般也不能正确反映实际情况,也即实际字典H与理想字典W之间存在着偏差,直接利用理想字典W进行稀疏恢复,会出现较大误差;本发明中将字典偏差记为 Γ ,则 $H=W+\Gamma$ 。由于 Γ 一般是未知且时变的,所以H也是未知的。为解决这一问题,必须不断根据实时接收信号调整字典,也即对字典进行学习,使之与实际环境相适应;在线字典学习一般包括稀疏恢复和字典更新两个部分,并且两个部分采用交替方式进行,即在字典更新时固定稀疏矢量不变,得到更新后的字典;而在稀疏恢复时,采用上一步已更新过的字典,得到重新计算出的稀疏矢量;具体如下:

[0050] 对于字典更新阶段:此阶段中所有K个链路上的RSS的变化量y由测量得到,而稀疏矢量x固定不变,字典学习等效为

$$[0051] \quad \min \|\mathbf{y} - \mathbf{H}\mathbf{x}\|_F^2 / 2, \quad \text{s.t. } \mathbf{h}_j^T \mathbf{h}_j \leq 1, j=1, \dots, N \quad (6)$$

[0052] 其中 $\mathbf{h}_j, j=1, \dots, N$,为实际字典H中列矢量;由于环境的变化是动态的,理想字典W学习必须采用在线方式。为了保证实时性,在线字典学习必须运算量很小,因此采用增量学习方式来进行在线更新,该算法以理想字典W作为初始字典,根据每次测量得到的所有K个链路上的RSS的变化量y,结合稀疏矢量x,按照公式(7)至(9)对字典更新,更新过程只需依次给当前字典的每一列加上一个增量,因此计算量很小,即

$$[0053] \quad \mathbf{h}_j \leftarrow \mathbf{h}_j + (\mathbf{b}_j - \mathbf{A}\mathbf{a}_j) / A(j, j), j=1, 2, \dots, N \quad (7)$$

[0054] 其中 $\mathbf{h}_j, \mathbf{b}_j, \mathbf{a}_j$ 分别是矩阵H, B_n 和 A_n 的第j列矢量, $A(j, j)$ 表示 A_n 中的第j行第j列元素。矩阵 B_n 和 A_n 的定义如下:

$$[0055] \quad A_n \leftarrow A_{n-1} + \mathbf{x}\mathbf{x}^T \quad (8)$$

$$[0056] \quad B_n \leftarrow B_{n-1} + \mathbf{y}\mathbf{y}^T \quad (9)$$

[0057] 初始时 A_0 和 B_0 均为全零矩阵(即矩阵中所有元素都为零);而 B_n 和 A_n 是中间变量,为计算方便而引入,没有物理含义。 \mathbf{x}^T 为稀疏矢量x的转置。

[0058] 由此,根据测量到的各个链路中RSS的变化量y,对理想字典W进行更新,可以得到与实际环境相符的实际字典H。

[0059] 对于稀疏恢复阶段:根据字典学习原理,此阶段在上一步已更新过的字典基础上进行,字典固定不变,即在获得的实际字典H上,结合已经测量得到的所有K个链路上的RSS的变化量y,对稀疏矢量x进行调整;稀疏恢复问题可以归结求解下述方程:

$$[0060] \quad \min \|\mathbf{x}\|_0 \text{ s.t. } \mathbf{y} = \mathbf{H}\mathbf{x} \quad (10)$$

[0061] 然而采用上述目标函数,压缩感知只考虑了稀疏矢量x的稀疏性,事实上,由于目标定位压缩成像的聚集效应,稀疏矢量x除了稀疏性外,其对应目标的非零分量集中在目标所在格点位置附近,因此稀疏矢量x还具有块稀疏特性。根据压缩感知原理,块稀疏矢量可以用下式表示:

$$[0062] \quad \mathbf{X} = [\underbrace{x_{11}, \dots, x_{1z}}_{\xi_1}, \underbrace{x_{21}, \dots, x_{2z}}_{\xi_2}, \dots, \underbrace{x_{L1}, \dots, x_{Lz}}_{\xi_L}]^T \quad (11)$$

[0063] 其中, ξ_i 表示稀疏矢量x中的第i块, $i=1, \dots, L$;L表示稀疏矢量x的块数;z表示块的长度。定义指示函数 $\beta(x)$ 为:

$$[0064] \quad \beta(x) = \begin{cases} 1 & x \neq 0 \\ 0 & x = 0 \end{cases} \quad (12)$$

[0065] 进一步可以定义 $l_{2,0}$ 范数为:

$$[0066] \quad \|\mathbf{x}\|_{2,0} = \sum_{i=1}^L \beta(\|\xi_i\|_2) \quad (13)$$

[0067] 由此,考虑块稀疏后的目标函数变为

$$[0068] \quad \min \|\mathbf{x}\|_{2,0}, \text{ s.t. } \mathbf{y} = \mathbf{H}\mathbf{x} \quad (14)$$

[0069] 定义 $b_i = \|\xi_i\|_2$,由此可以得到 $\|\mathbf{x}\|_{2,0} = \sum_{i=1}^L \beta(b_i) = \|\mathbf{b}\|_0$,其中 $\mathbf{b} = [b_1, b_2, \dots, b_L]^T$ 。从而

复合的 $l_{2,0}$ 范数又可以用 l_0 范数的形式来表示,即

$$[0070] \quad \min \|\mathbf{b}\|_0, \text{ s.t. } \mathbf{y} = \mathbf{H}\mathbf{x} \quad (15)$$

[0071] 为了求解上式,本发明采用连续函数来逼近 l_0 范数,这里选用陡峭性较好双曲正切函数来近似 l_0 范数,双曲正切函数定义如下:

$$[0072] \quad f_\sigma(x) = \left(e^{x^2/2\sigma^2} - e^{-x^2/2\sigma^2} \right) / \left(e^{x^2/2\sigma^2} + e^{-x^2/2\sigma^2} \right) \quad (16)$$

[0073] 此处 σ 为双曲正切函数的调节参数,通过调节 σ 使双曲正切函数能够逼近 l_0 范数。

[0074] 显然, $f_\sigma(x)$ 具有如下性质:

$$[0075] \quad \lim_{\sigma \rightarrow 0} f_\sigma(x) = \begin{cases} 1 & x \neq 0 \\ 0 & x = 0 \end{cases} \quad (17)$$

[0076] 令 $F_\sigma(\mathbf{b}) = \sum_{i=1}^L f_\sigma(b_i)$,可以得到 $\lim_{\sigma \rightarrow 0} F_\sigma(\mathbf{b}) = \|\mathbf{b}\|_0 = \|\mathbf{x}\|_{2,0}$ 。因此当 σ 较小时,可以有

$$[0077] \quad \|\mathbf{x}\|_{2,0} \approx F_\sigma(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^L \left(\frac{e^{\sum_{j=1}^z x_{ij}^2/2\sigma^2} - e^{-\sum_{j=1}^z x_{ij}^2/2\sigma^2}}{e^{\sum_{j=1}^z x_{ij}^2/2\sigma^2} + e^{-\sum_{j=1}^z x_{ij}^2/2\sigma^2}} \right) \quad (18)$$

[0078] 其中, x_{ij} 代表(11)式中稀疏矢量 \mathbf{x} 的任一分量, x_{ij} 的第一个角标 i 表示该分量属于稀疏矢量 \mathbf{x} 中的第 i 块,第二个角标 j 表示 x_{ij} 是第 i 块内的第 j 个分量。

[0079] 因此,最终求解稀疏矢量 \mathbf{x} 的目标函数为

$$[0080] \quad \arg \min_{\mathbf{x}} F_\sigma(\mathbf{x}), \text{ s.t. } \mathbf{y} = \mathbf{H}\mathbf{x} \quad (19)$$

[0081] 对(19)式采用优化理论中的Fletcher-Reeves (FR) 算法进行求解,具体如下:

[0082] 首先,计算 $F_\sigma(x)$ 的梯度 $\nabla F_\sigma(x)$:

$$[0083] \quad \nabla F_\sigma(\mathbf{x}) = \underbrace{[F_{11}, \dots, F_{1z}]_{1^{\text{st}} \text{ block}}}_{1^{\text{st}} \text{ block}}, \underbrace{[F_{21}, \dots, F_{2z}]_{2^{\text{nd}} \text{ block}}}_{2^{\text{nd}} \text{ block}}, \dots, \underbrace{[F_{L1}, \dots, F_{Lz}]_{L^{\text{th}} \text{ block}}}_{L^{\text{th}} \text{ block}} \quad (20)$$

[0084] 公式(20)中, $i^{\text{th}} \text{ block}$ 表示 $\nabla F_\sigma(x)$ 的第 i 块, $i=1, \dots, L$; L 表示 $\nabla F_\sigma(x)$ 的块数; z 表示块的长度。

[0085] 其中任一个分量

$$[0086] \quad F_{ij} = \frac{\partial F_{\sigma}(\mathbf{x})}{\partial x_{ij}} = \left(\frac{x_{ij}}{\sigma^2} e^{\left(\sum_{j=1}^z x_{ij}^2 / 2\sigma^2\right)} + \frac{x_{ij}}{\sigma^2} e^{\left(-\sum_{j=1}^z x_{ij}^2 / 2\sigma^2\right)} \right) / \left(\frac{x_{ij}}{\sigma^2} e^{\left(\sum_{j=1}^z x_{ij}^2 / 2\sigma^2\right)} - \frac{x_{ij}}{\sigma^2} e^{\left(-\sum_{j=1}^z x_{ij}^2 / 2\sigma^2\right)} \right) \quad (21)$$

[0087] 上述公式中, F_{ij} 和 x_{ij} 是对应的, F_{ij} 表示矢量 $\nabla F_{\sigma}(\mathbf{x})$ 中的任一个分量, $1 \leq i \leq L, 1 \leq j \leq z$ 。

[0088] 然后, 根据FP算法通过下式迭代更新稀疏矢量 \mathbf{x} :

$$[0089] \quad \mathbf{x}_{m+1} = \mathbf{x}_m + \mu_m \mathbf{d}_m \quad (22)$$

[0090] 其中 m 表示第 m 次迭代, $\mu_m = \mu \sigma^2$ 表示步长, μ 是常量, \mathbf{d}_m 表示共轭方向, 可根据下式计算:

$$[0091] \quad \mathbf{d}_m = \begin{cases} -\nabla F_{\sigma}(\mathbf{x}_m), & m = 0 \\ -\nabla F_{\sigma}(\mathbf{x}_m) + \eta_{m-1} \mathbf{d}_{m-1}, & m = 1, 2, \dots, M-1 \end{cases} \quad (23)$$

[0092] 其中 $\eta_{m-1} = \|\nabla F_{\sigma}(\mathbf{x}_m)\|_2^2 / \|\nabla F_{\sigma}(\mathbf{x}_{m-1})\|_2^2$, M 表示迭代次数。迭代 M 次后, 就可以得到最终的稀疏矢量 \mathbf{x} , 根据稀疏矢量 \mathbf{x} 中非零值位置就可以得到待定位目标位置。

[0093] 为了验证本发明能够利用压缩感知原理进行无设备目标定位, 可以实现自适应学习, 可以动态地适应环境变化, 特以一实施例进行验证。

[0094] 在本实施例中, 以CC2430无线收发芯片为基础, 自主开发了定位节点。定位区域为一个 $4.2\text{m} \times 4.2\text{m}$ 的方形区域 (如图1所示), 每隔 0.6m 摆放1个无线节点, 总共28个无线节点, 每个定位模块使用高度为 90cm 的支架进行支撑, 保证了定位数据的发送空间区域高度和人体高度差不多。格点划分方式采用均匀划分方式, X 方向和 Y 方向的格点间隔均为 10cm , 被定位目标在定位区域内随机选择。在软件协议方面, 本实施例以IEEE802.15.4的无线通信协议为基础, 在Z-stack协议栈中的应用层, 添加了消息发送代码和接收消息之后强度值提取的代码。28块定位模块从1到28依次编ID号, 通过该ID号的不同来区分不同的模块。发送定位数据时, 数据包会携带发送模块的ID号, 当下一块模块收到此ID号后, 就会触发定位数据的发送, 定位的轮询发送就建立起来了。当发送模块发送定位数据之后, 其他定位模块收到该数据时会产生一个强度值RSSI和数据链路质量值LQI, 它们得到该值之后会立即把这个数据保存下来, 然后发送给数据采集模块。一旦采集到数据, 经过处理后, 代入公式(6)-(9)以及(19)-(23)进行计算, 就可以得到最终的稀疏矢量, 根据稀疏矢量中非零值的位置就可以得到目标像。如图3所示, 是现有技术采用CS_DFL方法的单个目标成像实验结果图, 被定位目标处于 $(1.8\text{m}, 2.4\text{m})$ 位置。图5现有技术采用CS_DFL方法的多个目标成像实验结果图, 被定位目标处于 $(1.5\text{m}, 1.2\text{m})$ 位置和 $(3.0\text{m}, 3.3\text{m})$ 位置。而图4是本发明在室内环境环境下单个目标定位结果图, 被定位目标同样处于 $(1.8\text{m}, 2.4\text{m})$ 位置; 图6是本发明在室外环境环境下多个目标定位结果图, 其中被定位目标同样处于 $(1.5\text{m}, 1.2\text{m})$ 位置和 $(3.0\text{m}, 3.3\text{m})$ 位置。如图所示, 本发明的定位性能要优于CS_DFL方法, CS_DFL方法由于没有考虑到环境因素对RSS测量的影响, 图上噪点明显增多, 甚至会出现虚假目标像, 如图3的左上角本没有目标, 却出现了可能误判的目标像。

[0095] 以上实施例仅为说明本发明的技术思想, 不能以此限定本发明的保护范围, 凡是按照本发明提出的技术思想, 在技术方案基础上所做的任何改动, 均落入本发明保护范围

之内。

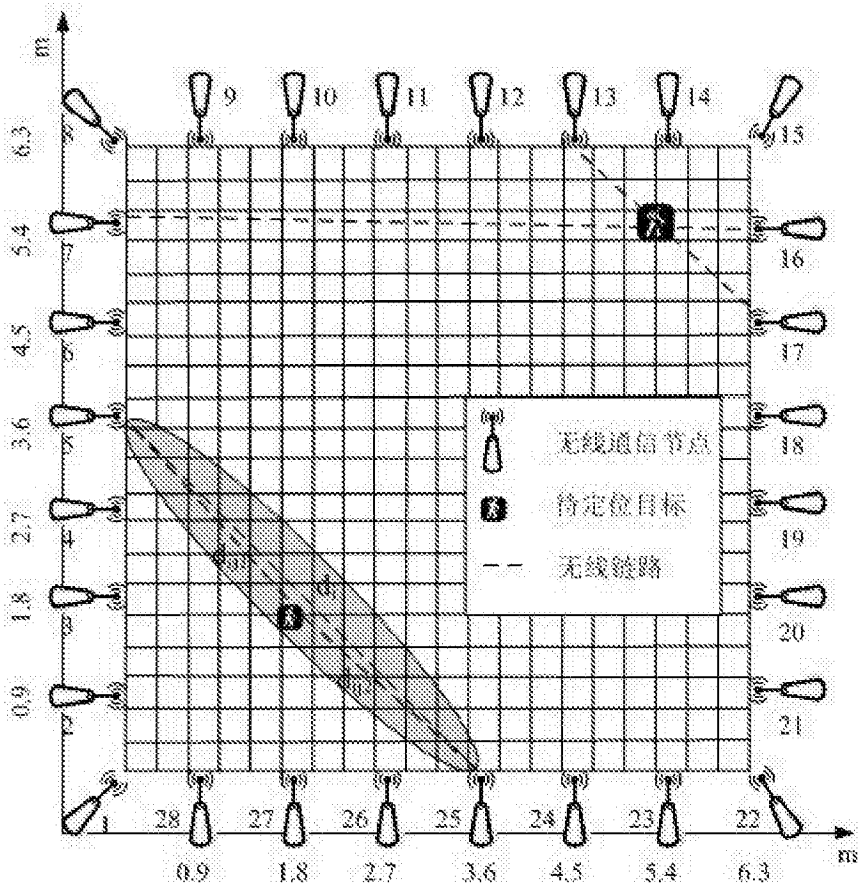


图1

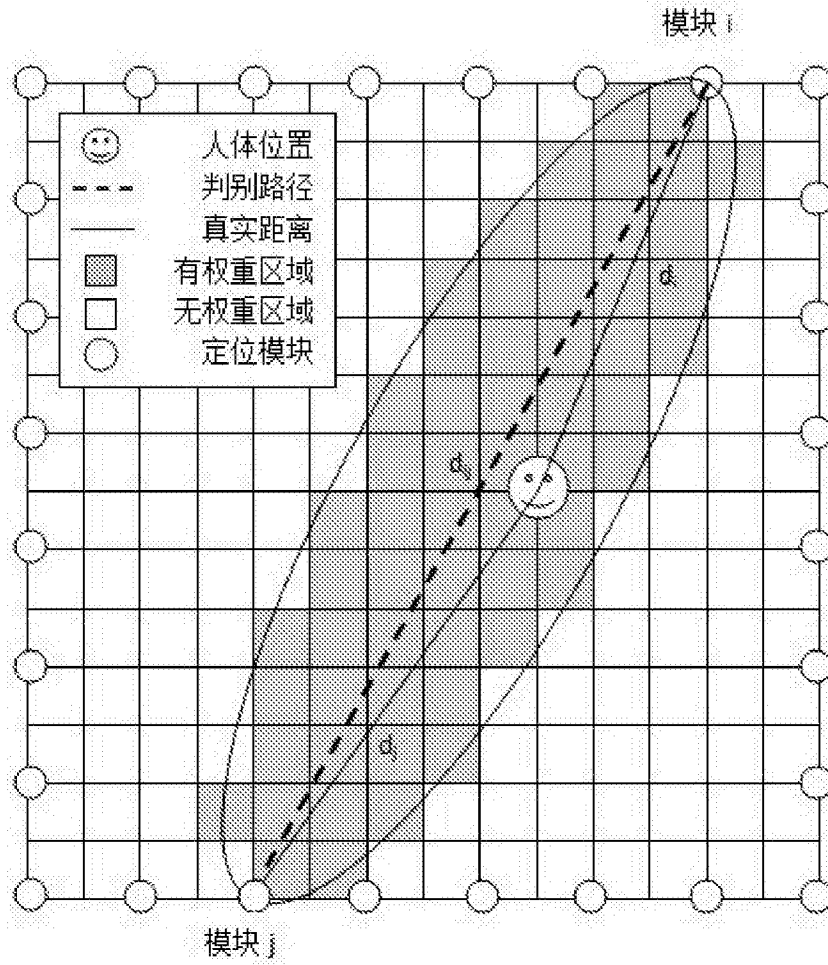


图2

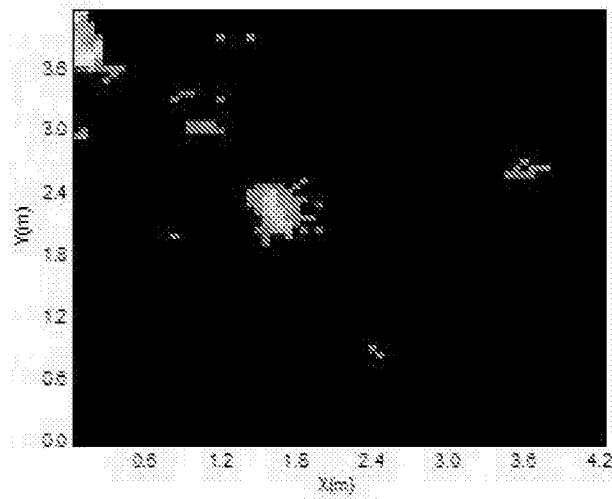


图3

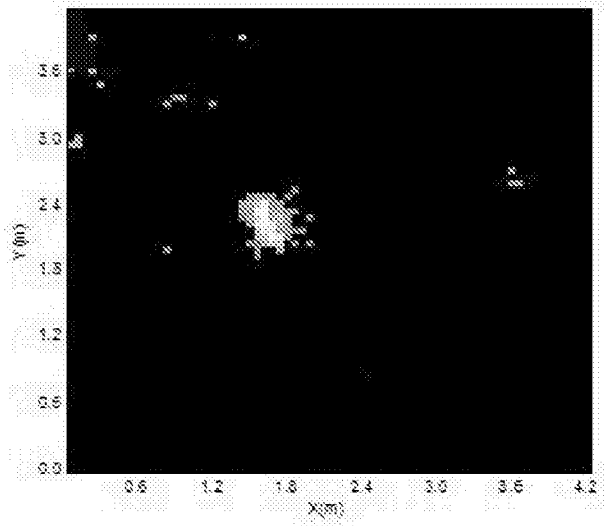


图4

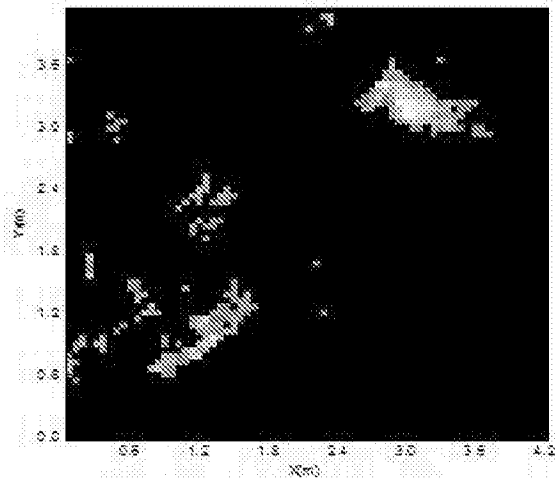


图5

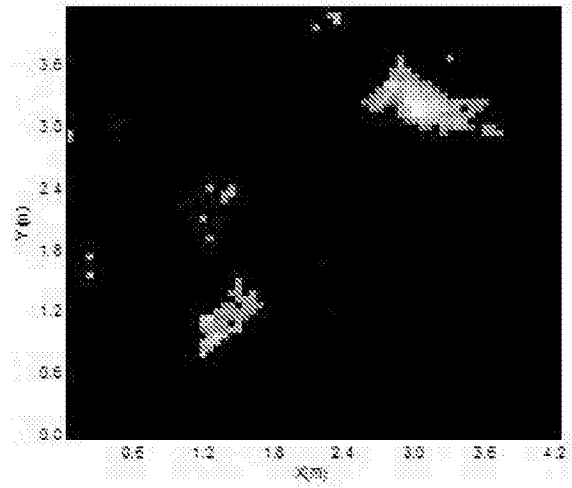


图6