# 阴影模型的正则化无设备重建与实时定位

熊一枫 [1] 卢继华 [1] 何梓珮 [1] 曹晨曦 [1]

**摘 要** 在综合静态无线射频层析成像 (Radio tomographic imaging, RTI) 算法基础上, 给出了一种可行且有效的实现无线传感器节点在空旷环境和障碍物条件下无线信号衰减原理障碍物监控的方法, 实现定位与追踪. 利用阴影衰落模型建立接收信号强度测量值线性系统模型, 并采用 SPIN 令牌环通信协议收集接收信号强度; 创新性地引入最小角回归算法与最小绝对值收缩和选择因子算法 (Least absolute shrinkage and selection operator, LASSO), 提高了图像重建速度. 即在吉洪诺夫正则化与 $l_1$ 正则化算法分析对比前提下, 创新性引入改进的最小角回归 (Least angle regression, LARS) 重建模型与算法, 保证重建效果与复杂 LASSO 算法相似的同时, 将重建图像速度提高一个数量级. 实测基于 16 平方米范围内的 16 个 JENNIC 5139 节点进行定位与追踪. 实测结果与仿真相比虽稍有偏差, 但近似符合. 这充分表明: 吉洪诺夫正则化与 $l_1$ 正则化适用于不同分辨率场景, 且都可较好地反映障碍物状况.

**关键词** 无线射频层析成像, 重建算法, 最小角回归算法, $l_1$ 最优化, 吉洪诺夫正则化

**引用格式** 熊一枫, 卢继华, 何梓珮, 曹晨曦. 阴影模型的正则化无设备重建与实时定位. 自动化学报, 2015, **41**(6): 1159−1165

**DOI** 10.16383/j.aas.2015.c130441

# Device-free Reconstruction and Real-time Location Based on Shadowing Model in Radio Tomographic Imaging

XIONG Yi-Feng[1] LU Ji-Hua[1] HE Zi-Pei[1] CAO Chen-Xi[1]

**Abstract** The emerging technology, radio tomographic imaging (RTI), uses the attenuation characteristic of wireless signal to locate and trace objects. A linear model with the SPIN communication protocol for received signal strength (RSS) measurements is presented in this paper to get objects′ image in our deployed RTI system. To improve the image reconstruction speed, least absolute shrinkage and selection operator (LASSO) algorithm of compressed sensing field is referred to and compared. Moreover, modified $l_1$-norm regularization is adopted to enhance the resolution of image reconstruction, which is compared with Tikhonov. Based on sixteen JENNIC 5139 sensor nodes, some experiments have been developed for imaging and tracking the objects inside an area of sixteen square feet. Although there are some differences between simulations and real experiments, the positions of objects can be accurately located from both simulations and real measurements.

**Key words** Radio tomographic imaging (RTI), reconstruction algorithm, least angle regression, $l_1$-optimization, Tikhonov

**Citation** Xiong Yi-Feng, Lu Ji-Hua, He Zi-Pei, Cao Chen-Xi. Device-free reconstruction and real-time location based on shadowing model in radio tomographic imaging. *Acta Automatica Sinica*, 2015, **41**(6): 1159−1165

无线射频信号即使在暗光线情况下也可以穿过障碍物, 这为灾难定位和安保提供了便利[1−2]. 无线射频层析成像 (Radio tomographic imaging, RTI), 也称为网络射频环境感知、无设备定位、无源定位以及无传感器感知技术, 是近几年来兴起的能在有限网络区域内利用链路阴影损失、基于节点间传输射频信号强度变化对障碍物定位和追踪的一门新技术[3−5]. 无线透射成像的许多技术问题, 如多径估计、复杂环境下的层析图像恢复算法等尚有待进一步研究.

国际上对 RTI 技术的研究重点是无线层析成像技术的参数模型与成像算法. 其中, 成像参数模型主要包括基于信号阴影衰落特性的无线层析成像 (Shadow-based RTI) 以及基于信号方差变化的无线层析成像算法 (Variance-based RTI)[1, 3]. 基于阴影衰落的大尺度无线透射层析成像模型透视能力强、成本低、部署灵活的优势, 使其广泛用于民用和军用领域. 在重建算法方面: Wilson 和 Patwari 在文献 [6] 中提出了一种衰落电平偏移拉普拉斯信号

收稿日期 2013-06-05 录用日期 2014-05-15
Manuscript received June 5, 2013; accepted May 15, 2014
国家高技术研究发展计划 (863 计划) (2012AA121604), 国家自然科学基金 (61002014, 61101129, 61227001, 61072050) 资助
Supported by National High Technology Research and Development Program of China (863 Program) (2012AA121604), and National Natural Science Foundation of China (61002014, 61101129, 61227001, 61072050)
本文责任编委 黄庆明
Recommended by Associate Editor HUANG Qing-Ming
1. 北京理工大学信息与电子学院 北京 100081
1. School of Information and Electronics, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081

能量模型用于无设备定位的图像重建; Patwari 和 Agrawal 在文献 [7] 中基于链路阴影衰落提出了一种加权最小二乘估计的图像重建方法, 它是一种椭圆赋权法: 若某体素在椭圆外, 它对当前链路的权重为 0; 若某体素在由椭圆确定的视距路径之内, 它对当前链路的权重与链路距离平方根成反比. 本文采用了这种方法. 无线层析成像的 "穿墙" 功能应用于检测和追踪罪犯能减少伤害[8]. 近几年兴起的基于核距离及多输入多输出 (Multiple-input multiple-output, MIMO) 雷达技术和 WIFI 位置技术也在被广泛研究[9−11]. RTI 不同于 MIMO 雷达图像重建技术, 利用阴影衰落值而不是反射值进行图像重建[10]. 典型的范数正则化算法有最小绝对值收缩和选择因子算法 (Least absolute shrinkage and selection operator, LASSO) 与正交匹配追踪算法 (Orthogonal matching pursuit, OMP) 等[4, 12]. 正交匹配追踪 OMP 算法因权值矩阵 $W$ 计算过程中 "求最大相关列只需要做内积运算", 因而与 LASSO 算法相比, 其运算速度即计算效率很高[12]. 然而, OMP 算法优势同时也导致重建精度差的缺陷, 且其图像重建精度不如 LASSO 算法[13]. LASSO 算法因用到了二次规划而非常耗时, 很难应用于实时 RTI 系统中[11]. OMP 算法解决了这一问题的同时也带来了定位错误率高的问题[12]. 因此, 本文在不同情况下分别使用这两种方法进行了模拟和分析比较.

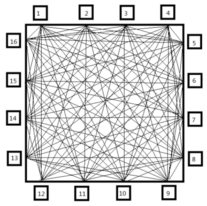
本文在比较吉洪诺夫正则化与 $l_1$ 范数正则化算法基础上, 提出了改进的最小角回归 (Least angle regression, LARS) 重建模型与算法, 有效规避了 "OMP 算法定位错误率高" 以及 "LASSO 耗时难实时" 的缺陷, 取得了较好的定位精度与图像重建效果.

## 1 RTI 系统模型与数据收集

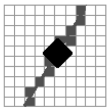
### 1.1 无线层析成像系统模型

节点数量为 $K = 16$ 的无线射频层析成像网络示意与实际搭建的 RTI 网络配置如图 1 所示[2].

图 1 (a) 中各节点间距约 0.9 m, 单个节点空间长度占用约 10 cm, 分布于 4 m × 4 m 的正方形区域外, 所围区域 16 m$^2$. 网络布置在距建筑物大约 4.5 m 的空旷草地上, 节点距地高度 0.9 m. 图 1 (b) 为含一条视距链路的 RTI 网络示意[2], 从图 1 (b) 可以看出, RTI 的传输本质为视距传播, 故对于任意一对节点, 不论二者间是否能通信, 我们都把它看作一条链路. 因此, 针对图 1 中总数为 $M = K^2 - K/2$ 的不同链路, 我们建立权重矩阵 $W$ 及权重模型[4] 如下:



(a) 16 节点网络示意
(a) Diagram of networking based on sixteen nodes



(b) 含一条视距链路的 RTI 网络示意
(b) Practical RTI networking with one direct link

图 1 无线射频层析成像网络示意与实际搭建的 RTI 网络配置

Fig. 1 Diagram of schematic and practical network building of wireless radio tomographic imaging

节点 $i$ 接收到的信号强度为

$$y_i(t) = P_i - X_{ij} - Y_{ij} \tag{1}$$

其中, $P_i$ 为节点 $i$ 的传输功率 (单位: 分贝), $X_{ij}$ 表示节点 $i \sim j$ 的链路阴影衰减损失, $Y_{ij}$ 表示非阴影衰减损失, 且各参数均为 dB 尺度. 为简化问题, 我们只考虑阴影衰减的变化情况. 接收信号能量 (Received signal strength, RSS) 从 $t_a \sim t_b$ 时刻的改变量 $\Delta y_i$ 为

$$\Delta y_i = \sum_{j=1}^{N} w_{ij} \Delta x_i + n_i \tag{2}$$

其中, 噪声项 $n_i$ 为节点 $i$ 处的高斯噪声. 信号衰减量从 $t_a \sim t_b$ 时刻的改变量 $\Delta x_i$ 为

$$\Delta x_i = x_i(t_b) - x_i(t_a) \tag{3}$$

若考虑网络中全部链路, 则 RSS 方程组, 即 $\Delta y_i$ 集合就可用矩阵形式表示:

$$\boldsymbol{y} = \boldsymbol{W}\boldsymbol{x} + \boldsymbol{n} \tag{4}$$

其中, $\boldsymbol{y}$ 是由链路上全部 RSS 测量值构成的 $M$ 维向量, $\boldsymbol{n}$ 是误差向量, $\boldsymbol{x}$ 是待估计的衰减图像向量. $\boldsymbol{W}$ 是 $M \sim N$ 阶权重矩阵: 列代表当前体素所占的权重, 行代表对应体素对各链路影响的权重. 采用椭圆赋权法对体素权重赋值, 可表示如下:

$$w_{ij} = \frac{1}{\sqrt{d}} \begin{cases} 1, & \text{若 } d_{ij}(1) + d_{ij}(2) < d + \lambda \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \tag{5}$$

其中, $d$ 是节点 $i$, $j$ 间的距离, $d_{ij}(1)$ 和 $d_{ij}(2)$ 分别是体素的中心到两个节点 $i$ 和 $j$ 的距离, $\lambda$ 表示椭圆宽度的可调参数.

### 1.2 数据收集与处理

本文使用令牌环协议 SPIN[14] 收集 RSS 值, 该协议假设每个节点被分配一个 ID 号且其传输顺序

被设为确定的, 能够避免低数据收集延迟条件下的无线包间碰撞.

SPIN 协议中存在两种节点: 测量节点和监听节点. 每一对测量节点之间构成一条链路, 链路上两个测量节点各自收集 RSS 值; 监听节点将测量节点收集到的 RSS 值发送给上位机. 应用 SPIN 协议依次打开编号 1～16 的各测量节点, 与监听节点建立连接, 且采用监听节点中存储的地址建立令牌环网络, 其示意如图 1 (a) 所示. 数据传输过程中, 每个测量节点接收传输后, 检查发送方的标志号. 接收到数据包的测量节点检查其是否是应该本节点传输, 如果不是就等待下一节点传输; 若下一节点没有传输, 即包被破坏了, 会出现定时溢出, 每个接收点都移动到下一节点, 使得传输循环不停止; 监听节点监听网络中所有的广播信息, 然后传输到上位机进行后续处理[14]. 各链路数据收集即平均 RSS 值的获取步骤如下:

**步骤 1.** 各测量节点 (1～16) 依次广播一次. 例如在 1 号测量节点广播时, 2～16 号测量节点接收信息并且提取出相应的 RSS 值存储下来, 在每个测量节点中设有定时器, 若广播期间某个节点出现故障, 即未及时发送数据, 在此设置下一节点将会重新发送数据包给其余各节点, 重新开启网络, 建立新的令牌环网络.

**步骤 2.** 各测量节点发送存储的 RSS 值. 所有测量节点完成一次广播之后, 各个测量节点将其存储的 RSS 值向量发送给监听节点, 监听节点将这些 RSS 向量发送至上位机.

**步骤 3.** 上位机计算无障碍物时的 RSS 平均值.

**步骤 4.** 障碍物进入后的第 2 轮各节点依次广播. 障碍物进入监控区域内后, 各个节点依次进行广播.

**步骤 5.** 各测量节点发送 RSS 值. 各测量节点将步骤 4 存储的各链路 RSS 值发送给监听节点.

监听节点将新收集到的 RSS 数据发送给上位机, 上位机利用无障碍物时的 RSS 平均值和新收集到的数据估计各体素内的阴影衰落情况, 进而实现图像重建.

## 2　正则化与最小角回归图像重建

### 2.1　正则化: 吉洪诺夫正则化与 $l_1$ 正则化

通常采用最小二乘法将 RSS 向量 $\boldsymbol{y}$ 恢复成图像向量 $\boldsymbol{x}$. 但 RTI 中, 式 (4) 是一个最小二乘法病态方程, 即被看作如下的最小二乘优化问题:

$$\hat{\boldsymbol{x}}_{\mathrm{LS}} = \arg\min_{\boldsymbol{x}} \| \boldsymbol{W}\boldsymbol{x} - \boldsymbol{y}\|_2^2 \tag{6}$$

故 $l_1$ 正则化算法即是求 $\boldsymbol{W}\boldsymbol{x} - \boldsymbol{y}$ 的最小均方误差, 最小化噪声能量来使测试数据与所建模型匹配[15]. 因为其优化解是不满秩的[4], 故可用正则化方法求解, 此方法适用于 RTI 系统, 且已被文献 [4] 证明. 其中, 吉洪诺夫是最具代表性的正则化方法, 它通过向目标函数中加入微分项来使问题适定, 即

$$f(\boldsymbol{x}) = \frac{1}{2}\| \boldsymbol{W}\boldsymbol{x} - \boldsymbol{y}\|^2 + \alpha\|\boldsymbol{D}\boldsymbol{x}\|^2 \tag{7}$$

由于待估计 RSS 向量具有稀疏性, 图像重建的过程可看作是一个压缩传感问题, 且可通过求解 $l_0$ 范数最优化问题来实现[16−17].

$$\hat{\boldsymbol{x}} = \arg\min \|\boldsymbol{x}\|_0, \quad \text{s.t. } \boldsymbol{y} = \boldsymbol{W}\boldsymbol{x} \tag{8}$$

假设 RSS 值向量是 $k$ 稀疏的 (即最多有 $k$ 个非零元素), 研究表明在 $k < M\log N$ 时图像向量可以精确被重建[7, 13]. 解决 $l_0$ 最优化问题要求在解空间遍历检验 $\begin{pmatrix} M \\ k \end{pmatrix}$ 个假设, 如此大的运算量显然是不可行的. 而在某些条件下, 我们可将式 (8) 等价为 $l_1$ 范数最优化问题:

$$\hat{\boldsymbol{x}} = \arg\min \|\boldsymbol{x}\|_1, \quad \text{s.t. } \boldsymbol{y} = \boldsymbol{W}\boldsymbol{x} \tag{9}$$

或 $l_1$ 范数正则化问题:

$$\hat{\boldsymbol{x}} = \arg\min \frac{1}{2}\| \boldsymbol{W}\boldsymbol{x} - \boldsymbol{y}\|_2^2 + \lambda\|\boldsymbol{x}\|_1 \tag{10}$$

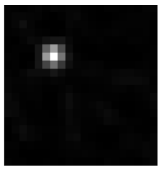
文献 [13] 和文献 [18] 研究表明: $l_1$ 范数正则化的性能更优越, 但仍受测试方法影响; 且在上述文献中, 采用在网络区域内随机选取离散像素的方法进行测试. 为检验此方法, 我们针对障碍物较小和障碍物较大两种情况做仿真, 结果分别如图 2 和图 3 所示, 分别为在图 1 (a) 所示的网络区域 (即 16 个节点, 20 像素 × 20 像素, 像素大小为 25 cm × 25 cm) 内选择 1 个和 9 个像素, 将 $\boldsymbol{x}$ 中相应的分量设置为 1, 表示在该像素上存在障碍物; 利用式 (4) 得到 $\boldsymbol{y}$, 其中 $\boldsymbol{n}$ 为加性高斯白噪声 (Additive white Gaussian noise, AWGN); 再根据式 (7) 和式 (10), 分别对吉洪诺夫正则化和 $l_1$ 范数优化重构的图像性能进行对比.



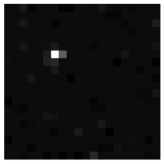
(a) 吉洪诺夫正则化方法 (b) $l_1$ 范数正则化方法 (LASSO 算法)
(a) Simulations of Tikhonov regularization method (b) Simulations of $l_1$-norm optimization method

图 2　吉洪诺夫正则化与 $l_1$ 范数正则化在点 $(7, 7)$ 处的无线射频层析成像对比

Fig. 2　Raidio tomography imaging simulations of Tikhonov and $l_1$-norm optimization at point $(7, 7)$



(a) 吉洪诺夫正则化方法
(a) Simulations of Tikhonov regularization method



(b) $l_1$ 范数正则化方法 (LASSO 算法)
(b) Simulations of LASSO method

图 3 吉洪诺夫正则化与 $l_1$ 范数正则化 (LASSO 算法) 在点 $(7,7)$ 处的 RTI 成像对比

Fig. 3 Radio tomographic imaging simulations of Tikhonov and LASSO method at point $(7,7)$

式 (7) 中的参数 $\alpha$ 和式 (10) 中的 $\lambda$ 均为根据 100 次仿真结果通过十折交叉验证 (10-fold cross-validation) 方法而选出. 十折交叉验证方法用来测试算法的准确性. 将数据集分成 10 组, 轮流将其中 9 组作为训练数据、1 组作为测试数据进行试验. 具体做法为将数据分为 10 组, 求解如下的泛函极值问题:

$$\lambda_0 = \arg\min_{\lambda} \frac{1}{10}\left\| \boldsymbol{d}_k - \hat{\boldsymbol{x}}_{\lambda}^{k}(\boldsymbol{y}_k)\right\|^2 \tag{11}$$

其中, $\boldsymbol{d}_k$ 表示第 $k$ 组数据中人工合成的图像向量, $\hat{\boldsymbol{x}}_{\lambda}^{k}(\boldsymbol{y}_k)$ 为第 $k$ 组数据通过式 (7) 或式 (10) 计算出的图像向量估计.

图 2 表明, 在障碍物较小的情况下, $l_1$ 范数正则化方法性能更好. 图 3 为障碍物较大 (障碍物中心在 (7, 7), 占九个像素, 相当于 75 cm × 75 cm) 情况下, 吉洪诺夫正则化与 $l_1$ 范数正则化 (LASSO 算法) 的 RTI 成像对比. 图 2 和图 3 表明: 通过使用差分算子, 即对图像做平滑先验假设, 吉洪诺夫正则化考虑了障碍物的形状. 然而在目标为单像素的测试条件下, 没有此种先验条件供吉洪诺夫算法使用. 因此, 我们对二维 RTI 问题, 在水平方向和垂直方向各引入一个差分算子 $D_X$ 和 $D_Y$, 将最优化问题推导如下:

$$\hat{\boldsymbol{x}} = \arg\min \frac{1}{2}\|\boldsymbol{W}\boldsymbol{x} - \boldsymbol{y}\|^2 + \alpha\left(\|D_{\boldsymbol{X}}\boldsymbol{x}\|^2 + \|D_{\boldsymbol{Y}}\boldsymbol{x}\|^2\right) \tag{12}$$

将式 (12) 中第 2 项展开, 可得关于 $\boldsymbol{x}$ 的 $n$ 元二次型的形式:

$$\|D_{\boldsymbol{X}}\boldsymbol{x}\|^2 + \|D_{\boldsymbol{Y}}\boldsymbol{x}\|^2 = \Sigma(4x_i^2 - 2x_ix_{i+1} - 2x_ix_{i+k}) \tag{13}$$

其中, $k$ 为每行像素数量. 将式 (13) 写成矩阵形式:

$$\|D_{\boldsymbol{X}}\boldsymbol{x}\|^2 + \|D_{\boldsymbol{Y}}\boldsymbol{x}\|^2 = \boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}\Sigma^{-1}\boldsymbol{x} \tag{14}$$

其中, 矩阵 $\Sigma$ 为一个对角占优的三对角矩阵和一个对角占优的周期三对角矩阵之和, 故 $\Sigma$ 可逆. 因此, 式 (12) 可进一步表达为

$$\hat{\boldsymbol{x}} = \arg\min \frac{1}{2}\|\boldsymbol{W}\boldsymbol{x} - \boldsymbol{y}\|^2 + \alpha\boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}\Sigma^{-1}\boldsymbol{x} \tag{15}$$

假设噪声 $n_i$ 服从零均值、$\sigma^2$ 方差的高斯分布, 即:

$$P(n_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma}\exp\left(-\frac{n_i^2}{2\sigma^2}\right), \quad i = 1, 2, \cdots, M \tag{16}$$

因此, "$\boldsymbol{y}$ 已知条件下 $\boldsymbol{x}$" 的似然函数可被表示为

$$l(\boldsymbol{x}|\,\boldsymbol{y}, \boldsymbol{W}) = \frac{1}{\left(\sqrt{2\pi}\sigma\right)^M}\exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2}\|\,\boldsymbol{W}\boldsymbol{x} - \boldsymbol{y}\|^2\right) \tag{17}$$

基于式 (17) 和式 (12), 可进一步推导成为如式 (18) 所示的最大后验概率 (Maximum a posteriori probability, MAP) 估计:

$$\hat{\boldsymbol{x}} = \arg\max\exp\left(-\frac{1}{2}\|\,\boldsymbol{W}\boldsymbol{x} - \boldsymbol{y}\|^2 - \frac{\lambda}{2}\boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}\Sigma^{-1}\boldsymbol{x}\right) \tag{18}$$

其中, $\lambda = \det(\Sigma)/\sigma^2$. 可以看出, 式 (18) 右端括号中的第 2 项起到了先验作用. 容易证明, 给定 $\boldsymbol{x}$ 的协方差矩阵, 形如式 (18) 的多元高斯分布具有最大信息熵. 因此, 若 $\Sigma$ 为 $\boldsymbol{x}$ 的协方差矩阵, 则使用差分算子的吉洪诺夫正则化的解满足最大熵原理. 使用数值计算方法, 可以验证使用差分算子对应的 $\Sigma$ 符合 "两个空间距离越远像素间的相关性越弱".

上述推导表明了使用差分算子的吉洪诺夫正则化最小二乘法等价于对 $\boldsymbol{x}$ 赋协方差矩阵为 $\Sigma$ 的多元高斯先验贝叶斯估计. 而式 (9) 中给出的 $l_1$ 范数正则化则等价于一个独立同分布的拉普拉斯先验:

$$\pi(\boldsymbol{x}_i) = \frac{\lambda}{2}\exp(-\lambda\,|\boldsymbol{x}_i|), \quad i = 1, 2, \cdots, k^2 \tag{19}$$

对于目标像素连续分布的情况, 使用差分算子的吉洪诺夫正则化方法引入空间协方差矩阵, 能很好地反映障碍物的空间特性; 而 $l_1$ 范数正则化假设各像素衰减值是独立同分布的随机变量, 未考虑空间相关性, 因此前者性能更佳. 对于目标像素离散分布的情况, 吉洪诺夫正则化方法的空间协方差矩阵不但不能反映障碍物的空间特性, 还会使像素衰减值的空间分布情况过于平滑, 从而引入过多的噪声. 而 $l_1$ 范数正则化则不存在这一问题, 而且由于其隐含的拉普拉斯先验特性, 它在目标像素较少即 $\boldsymbol{x}$ 稀疏的情况下性能更佳.

综上分析可知, 当障碍物尺寸较小, 即只覆盖单个像素时, $l_1$ 范数正则化比吉洪诺夫正则化性能更好. 在大多数情况下, 比如人的定位, 我们并不需要很高的精度, 此时 $l_1$ 范数正则化效果更好. 并且当很多链路数据丢失时, $l_1$ 范数正则化方法也能够准确地恢复图像, 从而大大延长了网络的使用寿命[7]. 但 $l_1$ 范数正则化方法的典型算法 — LASSO 算法应用了非常耗时的二次规划, 很难应用到实时的 RTI 系统中, 而 OMP 算法[12] 解决了算法速度和效率的同时, 也带来了定位错误率高的问题. 故基于上述分析, 我们引入 LARS 算法提高重建图像的质量.

### 2.2 LARS 算法描述

$l_1$ 范数正则化的计算复杂度较高, 而由 Efron 等提出的 LARS 算法[19] 是通过下述步骤来求解一个回归问题:

**步骤 1.** 初始化 $\hat{\boldsymbol{\mu}}_0 = 0$, $\hat{\boldsymbol{x}}_0 = 0$, 定义当前相关系数 $c(\hat{\boldsymbol{\mu}}) = \boldsymbol{W}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{y} - \hat{\boldsymbol{\mu}})$, 其中 $\hat{\boldsymbol{\mu}}_i = \boldsymbol{W}^{\mathrm{T}}\hat{\boldsymbol{y}}_i$ 为第 $i$ 次迭代后 $\boldsymbol{y}$ 的估计, $\hat{\boldsymbol{x}}_i$ 为第 $i$ 次迭代后 $\boldsymbol{x}$ 的估计.

**步骤 2.** 选择与 $\boldsymbol{y}$ 绝对相关系数最大的分量进行回归, 得到 $\hat{\boldsymbol{\mu}}_1 = \hat{\boldsymbol{\mu}}_0 + \boldsymbol{\gamma}_1\boldsymbol{w}_1$; 选择恰当的步长 $\gamma_1$, 使得它残余的当前相关系数与绝对相关系数第二大的分量相等, 即 $c_1(\hat{\boldsymbol{\mu}}_1) = c_2(\hat{\boldsymbol{\mu}}_1)$.

**步骤 3.** 重复步骤 2, 当第 2 个协变量 $\boldsymbol{w}_2$ 加入回归时, 对三者进行等角度的回归, 即令当前估计值沿 $\boldsymbol{w}_1$ 和 $\boldsymbol{w}_2$ 的角平分线前进, 之后以此类推.

**步骤 4.** 当 $\|\hat{\boldsymbol{x}}\|_1$ 达到上限时, 算法终止.

范数正则化的典型算法 LASSO 是加入 $l_1$ 范数约束, 将原始最小二乘问题转化为一个二次规划问题. 然而, 直接采用二次规划问题[20] 的通用算法收敛通常较慢. LARS 算法从回归变量选择问题入手, 保证每一次迭代中必定选入一个新的协变量, 从而使得收敛速度得到保证, 并依然保持了 LASSO 算法的高重建精度[18]. 为验证 LASSO 算法和 LARS 算法的性能相近, 进行了仿真和实验分析.

## 3 仿真与实测实验分析

与 OMP 算法不同, LARS 算法每次迭代并不是贪婪地选择 $W$ 中的一个分量, 而是取若干分量的角平分线方向. 因此, 每次迭代时 LARS 算法减小残差向量 2- 范数的作用比 OMP 算法更强, 从而在测量次数相同的条件下, LARS 算法的重建精度更高.

### 3.1 LASSO 算法及其改进算法的性能

LARS 算法引入了一个 $l_1$ 范数上界, 与 LASSO 算法非常相似. LASSO 算法[13] 已被证明是 LARS 算法[18] 的一种变形, 二者算法差异主要在于 LARS 算法的中间估计值无符号约束. 文献 [18] 指出, LASSO 算法中包含了约束

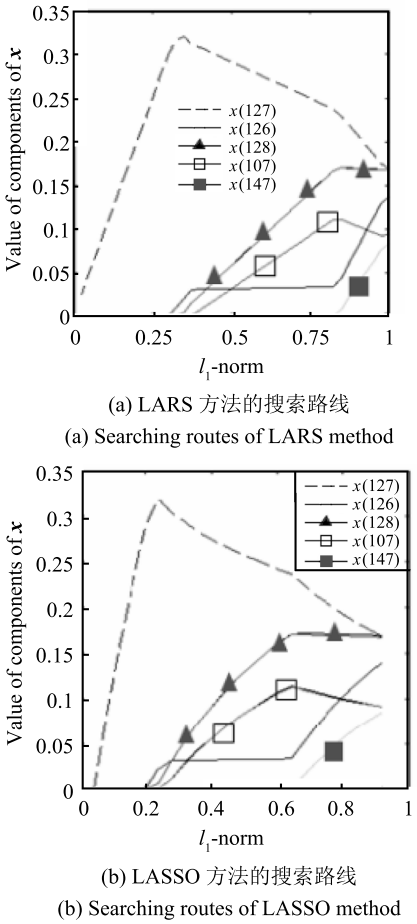
$$\mathrm{sgn}(\hat{x}_i) = \mathrm{sgn}(\hat{\boldsymbol{c}}_i), \quad \forall\, \hat{x}_i \neq 0 \tag{20}$$

其中, $\hat{x}_i$ 表示任一次迭代后系数向量 $\boldsymbol{x}_k$ 估计的第 $i$ 个分量.

而 LARS 算法则具有如下性质: 第 $k$ 次迭代后, 系数向量 $\boldsymbol{x}_k$ 中对应于新加入协变量 $\boldsymbol{w}_k$ 的分量 $x_{kk}$ 的符号与当前的残余相关系数符号相同, 即

$$\mathrm{sgn}(x_{kk}) = \mathrm{sgn}(\hat{\boldsymbol{c}}_k) \tag{21}$$

比较式 (20) 和式 (21) 可见, LARS 隐式地限制了每一次迭代新加入的协变量对应的系数分量的符号, 但没有限制其他分量的符号; LASSO 则限制了所有分量的符号. LARS 算法与 LASSO 算法性能接近, 但形式更加简单, 收敛也更为迅速, 因此 LARS 与 LASSO 相比更为优越. 为验证上述结论, 我们对 LARS 和 LASSO 的搜索路线进行仿真 (如图 4 所示), 其中障碍物位于 $(7, 7)$, 即 $x(127)$, 图中各条曲线表示随迭代次数 ($l_1$ 范数) 的增大, 图像向量 $\boldsymbol{x}$ 中各分量的变化情况.




(a) LARS 方法的搜索路线

(a) Searching routes of LARS method

(b) LASSO 方法的搜索路线

(b) Searching routes of LASSO method

图 4　LARS 和 LASSO 的解决方案路线的对比

Fig. 4　Searching routes of LARS and LASSO methods

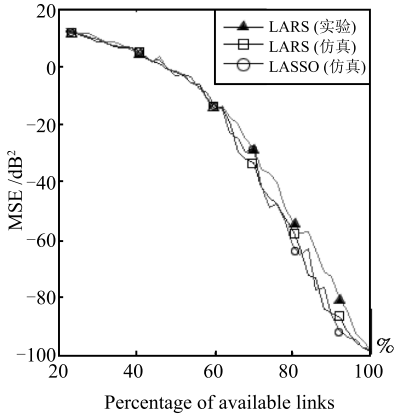
图 4 是取在 $l_1$ 范数轴区间 (0, 1] 上等步长的 40 个值, 用两种方法对每个 $l_1$ 范数值各进行 200 次仿真, 其中 LARS 算法的平均仿真时间是 0.17 s/次, 而 LASSO 算法的平均仿真时间是 1.09 s/次. 由于 LARS 算法和比 OMP 算法重建精度高, 且从图 4 可以看出, LARS 算法的搜索路线与 LASSO 算法几乎相同. 故在解几乎相同的情况下, LARS 算法更加优越, 其计算效率更高.

综合上述分析, 在大规模应用中, LARS 算法更能平衡精度和速度的折衷.

### 3.2 仿真与实测实验对比

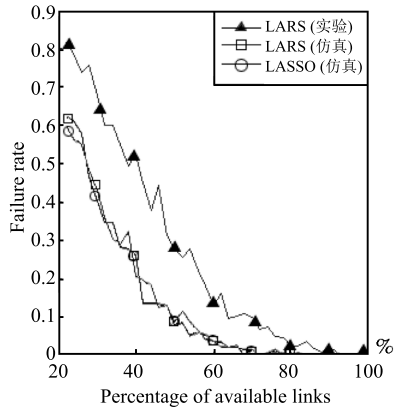
我们进一步实测和仿真 LARS 与 LASSO 在 RSS 值稀疏时的性能. 其中, 仿真实验系统的设置如下: RSS 分量随机置零, 且每一点均是根据 200 个图像计算出的平均值; 实测系统设置如下: 测试地点选择在北京理工大学的一片空地上, 16 个节点在 4 米 × 4 米的正方形区域上分成 20 像素 × 20 像素, 校准后, 一个人 (平均占 1 个像素位置) 进入该地区, 并站在 9 个已知位置中的一个. 我们在每个已知位置上收集了 100 个 RSS 向量, 实测结果的每个值都是 900 ($9 \times 100$) 个测量值的平均值. 仿真和实测结果对比如图 5 所示.

从图 5 (a) 和图 5 (b) 中的实测曲线和仿真曲线可以看出, 实验结果与仿真结果相比存在明显的噪声并且失败的比率明显增加, 也能看出 LARS 和 LASSO 算法处理 RSS 分量缺失的效果基本相同. 但误差较大的成像效果依然显示出目标很接近真实位置, 因此也实现了障碍物的有效定位.




(a) 平均平方误差 (MSE) 对比

(a) Comparisions of mean square error




(b) 重建失败比率对比

(b) Comarisions of reconstruction failure rate

图 5 LARS 和 LASSO 在有遗漏值的条件下重建测量的对比

Fig. 5 Comparisions of reconstruction measuring values of LARS and LASSO methods

## 4 结论

为了实现无线层析成像的定位与实时追踪, 我们分析了吉洪诺夫正则化和 $l_1$ 范数正则化方法, 重点研究了它们的重建特性, 得出了二者适用情况不同的结论. 由于 $l_1$ 范数正则化方法破坏了空间相关性, 它适用于障碍物大小和像素尺寸相仿的情况, 且能够在只有少数 RSS 采样值时以高精度恢复图像; 吉洪诺夫正则化方法则适用于障碍物大小大于像素尺寸的情况. 压缩传感中常用的 LASSO 算法计算速度较慢, 难以用于大规模的在线应用. 针对这一问题, 我们引入了一个改进算法 LARS, 它的重建性能与 LASSO 相仿, 但计算速度比 LASSO 高一个数量级. 这一改进的 $l_1$ 范数正则化方法可用于较大规模的实时 RTI 系统. 后续我们将致力于研发一种可自适应调整图像分辨率的方法来控制计算复杂度, 且将引入时域信息来提高精度.

## References

1 Patwari N, Wilson J. RF sensor networks for device-free localization: measurements, models, and algorithms. *Proceedings of the IEEE*, 2010, **98**(11): 1961−1973

2 Wilson J, Patwari N. Radio tomographic imaging with wireless networks. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2010, **9**(5): 621−632

3 Wilson J, Patwari N. See-through walls: motion tracking using variance-based radio tomography networks. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2011, **10**(5): 612−621

4 Chen X, Edelstein A, Li Y P, Coates M, Rabbat M, Men A. Sequential Monte Carlo for simultaneous passive device-free tracking and sensor localization using received signal strength measurements. In: Proceedings of the 10th International Conference on Information Processing in Sensor Networks (IPSN). Chicago, USA: IEEE, 2011. 342−353

5 Kaltiokallio O, Bocca M. Real-time intrusion detection and tracking in indoor environment through distributed RSSI processing. In: Proceedings of the 17th International Conference on Embedded and Real-Time Computing Systems

and Applications (RTCSA). Toyama, Japan: IEEE, 2011. 61−70

6 Wilson J, Patwari N. A fade-level skew-Laplace signal strength model for device-free localization with wireless networks. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2012, **11**(6): 947−958

7 Patwari N, Agrawal P. Effects of correlated shadowing: connectivity, localization, and RF tomography. In: Proceedings of the 2008 International Conference on Information Processing in Sensor Networks. St. Louis, Missouri, USA: IEEE 2008. 82−93

8 Yanovsky F J, Ivashchuk V E, Prokhorenko V P. Through-the-wall surveillance technologies. In: Proceedings of the 6th International Conference on Ultrawideband and Ultrashort Impulse Signals (UWBUSIS). Sevastopol, Peninsula: IEEE, 2012. 30−33

9 Zhao Y, Patwari N, Phillips J M, Venkatasubramanian S. Radio tomographic imaging and tracking of stationary and moving people via kernel distance. In: Proceedings of the 12th International Conference on Information Processing in Sensor Networks (IPSN′13). Philadelphia, Pennsylvania, USA: ACM, 2013. 229−240

10 Haimovich A M, Blum R S, Cimini L J. MIMO radar with widely separated antennas. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2008, **25**(1): 116−129

11 Youssef M, Mah M, Agrawala A. Challenges: device-free passive localization for wireless environments. In: Proceedings of the 13th Annual ACM International Conference on Mobile Computing and Networking. Montreal, QC, Canada: ACM, 2007. 222−229

12 Tropp J A, Gilbert A C. Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2007, **53**(12): 4655−4666

13 Kanso M A, Rabbat M G. Compressed RF tomography for wireless sensor networks: centralized and decentralized approaches. In: Proceedings of the 5th IEEE International Conference on Distributed Computing in Sensor Systems (DCOSS′10). Marina del Rey, CA, USA: IEEE, 2009. 173−186

14 Kaltiokallio O, Bocca M, Patwari N. Enhancing the accuracy of radio tomographic imaging using channel diversity. In: Proceedings of the 9th International Conference on Mobile Adhoc and Sensor Systems (MASS), Las Vegas, Nevada, USA: IEEE, 2012. 254−262

15 Wilson J, Patwari N. Regularization methods for radio tomographic imaging. In: Proceedings of the 2009 Virginia Technical Symposium on Wireless Personal Communications. Blacksburg, VA, USA: VA Tech, 2009. 1−9

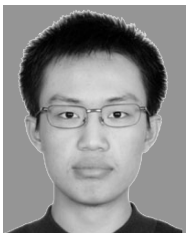
16 An Yao-Zu, Lu Yao, Zhao Hong. An adaptive-regularized image super-resolution. *Acta Automatica Sinica*, 2012, **38**(4): 601−608
(安耀祖, 陆耀, 赵红. 一种自适应正则化的图像超分辨率算法. 自动化学报, 2012, **38**(4): 601−608)

17 Xu Zong-Ben, Guo Hai-Liang, Wang Yao, Zhang Hai. Representative of $L_{1/2}$ regularization among $L_q$ $(0 < q \leq 1)$ regularizations: an experimental study based on phase diagram. *Acta Automatica Sinica*, 2012, **38**(7): 1225−1228

18 Yi Lian-Jie. Radio Tomographic Imaging Governed by Compressed Sensing and Its Application [Master dissertation], Sun Yat-Sen University, China, 2010.
(义连杰. 压缩传感支配的无线电层析成像及其应用 [硕士学位论文], 中山大学, 中国, 2010.)

19 Efron B, Hastie T, Johnstone I, Tibshirani R. Least angle regression. *The Annals of Statistics*, 2004, **32**(2): 407−499

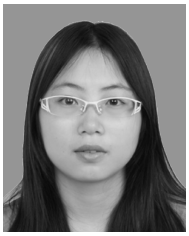
20 Wu T T. LASSO penalized semiparametric regression on high-dimensional recurrent event data via coordinate descent. *Journal of Statistical Computation and Simulation*, 2013, **83**(6): 1145−1155



**熊一枫** 北京理工大学信息与电子学院本科生. 主要研究方向为无线层析成像, 协作通信, 数字图像处理.
E-mail: xyfefron@126.com
(**XIONG Yi-Feng** Undergraduate at the School of Information and Electronics, Beijing Institute of Technology. His research interest covers radio tomography imaging, cooperative communication, and digital image processing.)



**卢继华** 博士, 北京理工大学信息与电子学院讲师. 主要研究方向为无线层析成像, 协作通信, 物理层安全通信, MIMO 信道建模. 本文通信作者.
E-mail: lujihua@bit.edu.cn
(**LU Ji-Hua** Ph. D., assistant professor at the School of Information and Electronics, Beijing Institute of Technology. Her research interest covers radio tomography imaging, cooperative communication, physical layer security communication, and MIMO channel modeling. Corresponding author of this paper.)



**何梓珮** 北京理工大学信息与电子学院本科生. 主要研究方向为无线层析成像, 协作通信, 数字信号处理.
E-mail: hezipei497@163.com
(**HE Zi-Pei** Undergraduate at the School of Information and Electronics, Beijing Institute of Technology. Her research interest covers radio tomography imaging, cooperative communication, and digital signal processing.)



**曹晨曦** 北京理工大学信息与电子学院本科生. 主要研究方向为无线层析成像, 信道编码与调制.
E-mail: destiny_cx@163.com
(**CAO Chen-Xi** Undergraduate at the School of Information and Electronics, Beijing Institute of Technology. Her research interest covers radio tomography imaging, channel coding and modulation.)