

文章编号: 1672-8785(2010)08-0001-05

基于压缩传感的红外或毫米波无源高分辨率成像

韩 波 周长林 李良超 熊金涛

(电子科技大学电子工程学院, 四川成都 611731)

摘 要: 设计了一种基于压缩传感理论的红外或毫米波无源成像系统。压缩传感是一种利用稀疏或可压缩的先验信息进行信号获取和重建的技术, 它能以远低于奈奎斯特采样率的速率对信号进行采样, 并可实现高精度的重建。针对传统系统的固有缺点设计的上述毫米波无源成像系统, 能在压缩传感理论的指导下进行成像。仿真结果表明, 该系统具有良好的成像性能, 提高了峰值信噪比, 改善了分辨率, 并大大压缩了数据存储量。

关键词: 压缩传感; 被动成像; 提高分辨率; 减少存储数据量

中图分类号: TP75 **文献标识码:** A **DOI:** 10.3969/j.issn.1672-8785.2010.08.001

High-resolution Infrared or Millimeter Wave Imaging Based on Compressed Sensing

HAN Bo, ZHOU Chang-lin, LI Liang-chao, XIONG Jin-tao

(School of Electronic Engineering, University of Electronic

Science and Technology of China, Chengdu 611731, China)

Abstract: An passive infrared or millimeter wave imaging system based on the theory of compressed sensing is designed. Compressed sensing is a technology using sparse or compressed prior information to acquire and reconstruct signals. It can sample signals at a rate much lower than the Nyquist sampling rate and implement high precision reconstruction of the signals. The above designed system has overcome the shortcomings of the traditional systems and can conduct its imaging according to the theory of compressed sensing. The simulation result shows that the system has good imaging performance, its peak signal to noise ratio and resolution are improved and the data required to be stored are reduced greatly.

Key words: compressed sensing; passive imaging; resolution improvement; storage data reduction

1 引言

毫米波被动成像和红外成像的原理相同, 都是利用目标和背景的辐射特性差异进行成像。相对于微波波段, 毫米波的成像分辨率较高; 相对于红外波段, 毫米波的穿透性较强。由于金属的毫米波辐射近乎为零, 并与背景形成强烈反

差, 因此毫米波极其适用于安检体系。

传统的成像体制是采用扫描的方式对目标场景进行成像的。由于天线尺寸和辐射计馈源的成本问题, 它们具有成像分辨率低下和实时性不高等缺点。针对国际上新兴压缩传感技术所带来的优点, 并结合 Rice 大学研制的单像素相机等^[1,2]基本原理, 本文提出了一种基于压缩传

收稿日期: 2010-03-10

基金项目: 国家自然科学基金重点项目 (60632020); 国家自然科学基金项目 (60776823)

作者简介: 韩波 (1985-), 男, 硕士研究生, 研究方向为压缩传感与图像处理。E-mail: hb_pencil@126.com

感技术的新型毫米波无源成像模型,在固有的成像体制外探索出了一种可行的新方法。经仿真验证,该方法既可减少系统的成本,又可改善成像性能。

2 压缩传感原理

传统的信号处理过程如图 1 所示:先对模拟信号按奈奎斯特准则进行采样,即采样频率不能低于模拟信号最高频率的两倍;然后对获取的信号进行 DCT 和 Wavelet 之类的变换处理,保留一些大系数并将小系数置零,从而达到压缩的目的;压缩后的系数经传输后在接收端实现重构。这种高速采样再压缩的模式浪费了大量资源,于是人们提出一个设想:是否可以从模拟信号中直接采样出经过压缩编码的信号。其具体过程如图 2 所示。

2006 年以后, Candes 等人在压缩传感理论方面的基础研究^[3,4]证明了这种设想。假设 x 是一个 $N \times 1$ ($n \times n$ 图像看成是 $N \times 1$ ($N = n^2$) 的向量) 的自然图像信号, f 在一组基 $\Psi = \{\psi_i\}$ 上线性表示,则 $x = \sum_{i=1}^N s_i \psi_i = \Psi s$ 。其中, $s = \{s_i\} = \langle \psi_i, x \rangle$, $\langle \cdot, \cdot \rangle$ 表示内积。显然, s 是 x 在 Ψ 域上的另一种等价表述。绝大多数非噪图像信号在某类基表示下的系数经排序后,小系数不绝对为 0。对系数按照递减的次序重新进行排列:

$$|s_{(1)}| \geq |s_{(2)}| \geq \cdots \geq |s_{(N)}| \quad (1)$$

我们可以用一个非自适应的低维度观测矩阵 $\Phi (M \times N, M \ll N)$ 对信号进行投影,得到 $y =$

$\Phi \Psi x = \Theta s$, $y \in R^{M \times 1}$ 。为了保证这样的降维测量不破坏需压缩得到的信息量, Θ 必须满足严格的等距原则 (RIP)^[5,6]:

$$(1 - \delta_k) \leq \frac{\|A_T x\|_2}{\|x\|_2} \leq (1 + \delta_k) \quad (2)$$

式中, A_T 为 $M \times |T|$ 大小的矩阵, $|\cdot|$ 表示势, δ_k 为 RIP 常数。当 $\delta_{3k} < 1$ 时,可以在 y 中精确重建出 x 。然而,实际上验证一个测量矩阵是否满足 RIP 条件是很难的。RIP 的一个等价条件是测量矩和稀疏基之间极不相关。由于 Ψ 是固定的,因此要使 $\Theta = \Phi \Psi$ 满足约束等距条件,就需要设计测量矩阵 Φ 。当测量矩阵是具有一定结构的随机矩阵时, Θ 以高概率满足 RIP 条件。 $y = \Theta s$ 是一个病态欠定方程,不能直接求解。由于 s 是 k 稀疏,采用 0 范数:

$$s^\# = \arg \min \|s\|_0 \text{ s.t. } y = \Theta s \quad (3)$$

便可以得到精确解。然而此方程是一个 NP 问题,需要穷举 x 中非零值的所有 C_N^k 种排列可能,因而无法求解。幸运的是, Donoho 等人证明,在满足 $\delta_{2k} + \delta_{3k} < 1$ 时,式 (3) 等价于

$$s^\# = \arg \min \|s\|_1 \text{ s.t. } y = \Theta s \quad (4)$$

这就使问题简化为凸优化问题,进而转化为线性规划问题,因此可以使用最优化理论来求解。

3 基于压缩传感的无源毫米波成像模型

如图 3 所示,在传统的成像平面、馈源阵列排列和系统口径一定时,系统的空间分辨尺寸



图 1 传统的信号处理过程

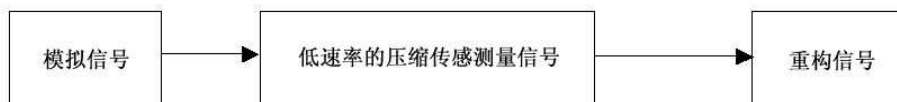


图 2 基于压缩传感的信号处理过程

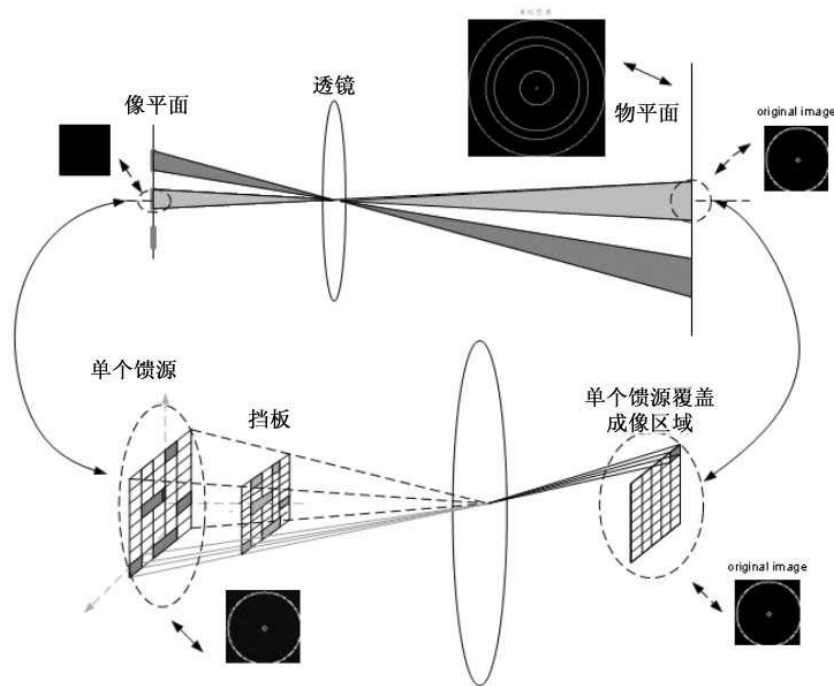


图 3 压缩传感成像模型

随距的增加而下降。此外, 由于点扩散函数 (PSF) 等降晰函数的存在, 分辨率的下降会加剧。传统的成像是利用各馈源的不同偏焦覆盖不同的波束视场的, 相应馈源的接收信号为该波束视场的像点亮度。例如, 假设场景为一幅同心圆图像, 中间馈源对应的波束视场 (绿色) 范围为图像中心圆圈, 在像平面上便被分辨为一个像素点, 这样便会导致成像图的分辨率低下。

我们先在系统的接收过程中引入空域调制 [7-9], 如图 3 所示。空域调制可采用特别的空域滤波器或者随机挡板, 以便在随机测量矩阵的指导下让一些位置的毫米波能量透过, 另外的则被阻挡, 从而达到图 4 中的目的。对于单馈源接收来说, 一个随机矩阵对应一次测量值, 而经过远低于奈奎斯特采样数的 M 次测量得到的 M 个数据就可以精确地重建出同心圆, 即原始场景。

实验中的随机测量挡板是按照贝努利 0-1 矩阵采用 matlab 函数生成的。图 5 代表了三种不同的调制类型: 4×4 、 8×8 和 16×16 调制测量矩阵。0 (白色区域) 表示阻止, 1 (黑色区域) 表示通过。

由此通过 M 次随机测量, 馈源 1 得到 M 个数据值, 并引入测量噪声:

$$y = \Phi x + e \quad (5)$$

引用凸优化理论后, 可从少量的测量值中获得高精度的恢复图像。

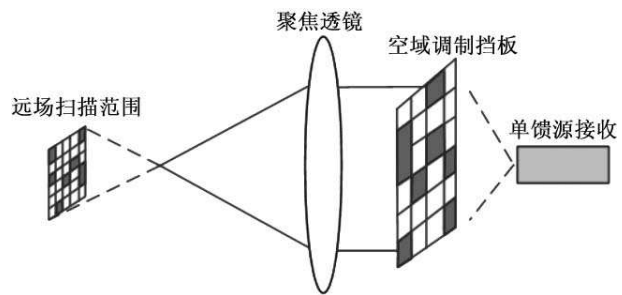


图 4 单馈源模型细节

本实验采用全变分 (TV) 算法:

$$\min TV(x) \text{ s.t. } \|\Phi x - y\|_2 \leq \varepsilon \quad (6)$$

式中, ε 是测量噪声 e 的界限, 即 $\|e\|_2 \leq \varepsilon$; $TV(x) = \sum_{ij} \sqrt{(D_{h;ij}x)^2 + (D_{v;ij}x)^2} = \sum_{ij} \|D_{ij}x\|_2$ 。

其中

$$D_{h;ij}x = \begin{cases} x_{i+1,j} - x_{i,j} & i < n \\ 0 & i = n \end{cases} \quad (7)$$

$$D_{v;ij}x = \begin{cases} x_{i,j+1} - x_{ij} & j < n \\ 0 & j = n \end{cases} \quad (8)$$

方程的解 $x^\#$ 与 x 的误差 $\|x^\# - x\|_2 \leq C \cdot \varepsilon$, C 为常数, 其中 C_S 仅取决于 δ_{4S} 。

4 仿真结果和分析

原始图像为坦克图像, 其分辨率为 512×512 。假设每个馈源的扫描波束范围对应于图像上的 16×16 像素, 用图 5 中的方法分别对其进行不同大小分割的空域调制, 并完成成像。

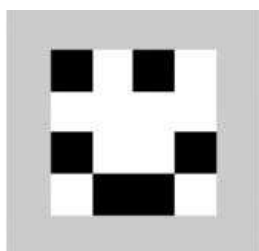
恢复结果如图 6 所示, 细节部分如图 7 所示。

对于 16×16 调制恢复方式, 图 8 为其测量次数 - 均方误差曲线图, 计算公式为

$$MSE = \frac{1}{16 \times 16} \sum_{i=0}^{15} \sum_{j=0}^{15} \|x^\#(i, j) - x(i, j)\|^2 \quad (9)$$

图 9 为图像的测量次数 - 峰值信噪比曲线。

从实现结果来看, 图像恢复性能随着测量矩阵调制方式的改变而改变。当调制方式一定的时候, PSNR 随着测量次数的改变而明显提高, 如在 200 次测量时, PSNR 可以达到 38db。于是我们在保持馈源数一定的同时, 可从根本上提高图像分辨率。



(a) 4×4 调制测量矩阵



(b) 8×8 调制测量矩阵

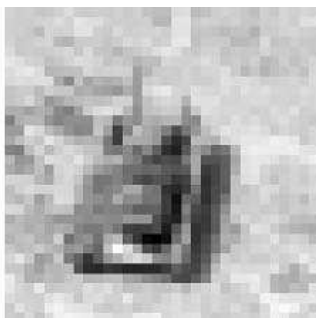


(c) 16×16 调制测量矩阵

图 5 三种调制测量矩阵



(a) 原始图像



(b) 传统恢复图像



(c) 传统恢复图像 (平滑)



(d) 4×4 调制恢复图像



(e) 8×8 调制恢复图像



(f) 16×16 调制恢复图像

图 6 恢复结果



(a) 原始图像

(b) 低通恢复

(c) 4×4 调制恢复

(d) 8×8 调制恢复

(e) 16×16 调制恢复

图7 图像细节

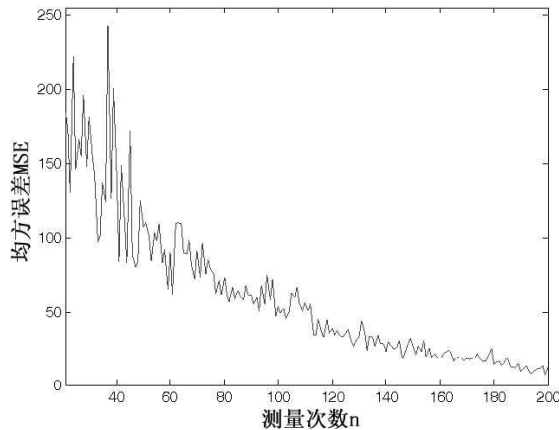


图8 16×16 调制恢复方式的测量次数-图像均方误差曲线

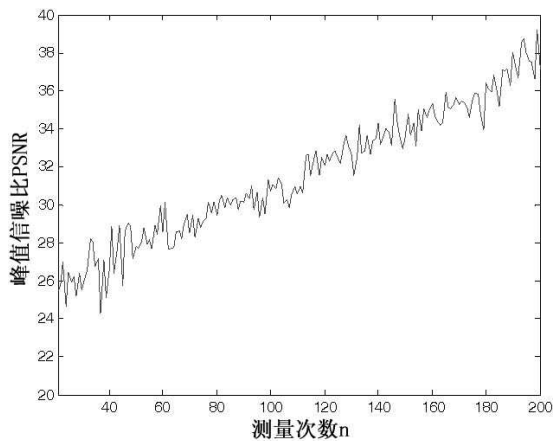


图9 测量次数-峰值信噪比曲线

5 结束语

目前, 压缩传感对图像成像方式产生了重大影响, 单像素相机等硬件实验也验证了这种方式的可行性。本文基于压缩传感提出了新型无源毫米波成像方式, 并在理论上提高了成像分辨率。现在压缩传感技术发展迅速, 国际上也出

现了一系列基于压缩传感技术的新成像模型。本文对成像模式提出了一条新的可探讨之路, 其优点在于它不仅可以减少成本和提高分辨率, 而且还可大大减少图像存储的需求空间, 这对于红外或毫米波安检系统都具有重大意义。

参考文献

- [1] Emmanuel Candès. Compressive sampling [C]. International Congress of Mathematics, 2006: 1433-1452.
- [2] Richard Baraniuk. Compressive sensing [J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2007, **24**(4): 118-121.
- [3] Emmanuel Candès, Michael Wakin. An introduction to compressive sampling [J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2008, **25**(2): 21-30.
- [4] Justin Romberg. Imaging via compressive sampling [J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2008, **25**(2): 14-20.
- [5] Emmanuel Candès, Justin Romberg, Terence Tao. Robust uncertainty principles: Exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information [J]. *IEEE Trans. on Information Theory*, 2006, **52**(2): 489-509.
- [6] Emmanuel Candès, Justin Romberg. Quantitative robust uncertainty principles and optimally sparse decompositions [J]. *Foundations of Comput. Math.*, 2006, **6**(2): 227-254.
- [7] Marco Duarte, Mark Davenport, Dharmpal Takhar, et al. Single-pixel imaging via compressive sampling [J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2008, **25**(2): 83-91.
- [8] W L Chan, K Charan, D Takhar, et al. A single-pixel terahertz imaging system based on compressive sensing [J]. *Applied Physics Letters*, 2008, **93**(12): 1105.
- [9] W L Chan, M Moravec, R Baraniuk, et al. Terahertz imaging with compressed sensing and phase retrieval [J]. *Optics Letters*, 2008, **33**(9): 974-976.