

基于 NIOS II 的图像压缩感知

王伟刚, 庄伟胤

(南京邮电大学 电子科学与工程学院, 江苏 南京 210046)

摘要: 压缩感知(CS)是近年来提出的一种针对稀疏信号处理的新方法,其核心是将压缩与采样同步进行,由于信号的投影测量数据远小于传统方法的数据量,突破了香农采样定理瓶颈从而使高分辨率信号采集成为可能。NIOS II 嵌入式处理器是 ALTERA 公司推出的第二代片上可编程软核处理器,它的灵活性与可裁减性使其适用于终端数据处理。正交匹配追踪(OMP)算法是压缩感知理论中用于重构的经典算法,针对该算法对图像重构计算时需要大量存储空间并耗时巨大的问题,文中提出了图像分块压缩的改进方案;针对 OMP 算法重构时图像列与列之间数据相关性被割裂的现象,提出了图像均衡行列值的改进算法。实际系统运行结果显示两种改进方案均取得了良好效果。

关键词: 压缩感知;稀疏表示;观测矩阵;正交匹配追踪算法

中图分类号: TP31

文献标识码: A

文章编号: 1673-629X(2012)04-0012-04

Compressed Sensing of Image Based on NIOS II

WANG Wei-gang, ZHUANG Wei-yin

(College of Electronic Science & Engineering, Nanjing University of Posts and Telecommunications,
Nanjing 210046, China)

Abstract: Compression Sensing (CS) is a new theory in sparse signal processing field which was proposed in recent years. It combines the signal compression and sampling simultaneously. It breaks through the bottlenecks of Shannon sampling theorem and makes the high resolution signal acquisition possible since the signal measurement data is far less than the data of the conventional method. Developed by ALTERA company, NIOS II embedded processor is the second generation of the programmable soft core processor with its flexibility suiting for terminal data processing. Orthogonal Matching Pursuit (OMP) is a classical algorithm of reconstruction in CS theory. The problem that image reconstruction needs large storage and time is solved by proposing image dividing compressed scheme. Considering the relativity is disserved between columns when reconstructing the original image, proposed an algorithm by equalizing the data of image in rows and columns. Results in actual system show that these two improvements have achieved good effects.

Key words: compressed sensing; sparse representation; measurement matrix; OMP

0 引言

人们对信息量需求的日益增加,造成了信号采样、传输和存储的巨大压力。在传统的采样过程中,依照香农(Shannon)定理,采样频率不得低于信号最高频率的二倍,这就势必导致海量采样数据。

近几年,Donoho^[1]和Candè^[2]提出了压缩感知理论。文献[3]指出该理论利用原始信号或者图像的稀疏性先验知识,通过合适的优化算法,可由少量的采样值或观测值来进行重构,缓解了上述压力,带来了数据采集领域的革命性的突破^[4]。NIOS II 作为 Altera 公司的 32 位嵌入式处理器,针对最佳性能进行了优化,

并提供可选存储器管理单元(MMU),使性能和容量达到均衡实现。NIOS II 作为可配置的软核处理器,通过合理配置软核使系统设计满足确定的性能和技术指标^[5]。压缩感知用于图像采集系统终端时,其重构算法复杂且实时性要求高,NIOS II 无疑成为最适合的选择。

文中首先就信号如何稀疏表示、观测矩阵的构造以及重构算法的实现三方面对压缩感知理论作了概述;设计了验证理论所需的硬件和软件系统;针对 OMP 算法对图像重构计算时需要大量存储空间并耗时巨大的问题,提出了图像分块压缩的改进方案;针对该算法重构时图像列与列之间数据割裂的现象,提出了图像均衡行列数据的改进方案。

收稿日期:2011-06-21;修回日期:2011-09-25

基金项目:南京邮电大学科研项目基金(NY210038)

作者简介:王伟刚(1975-),男,硕士,讲师,研究方向为计算机应用及通信信号处理。

1 压缩感知理论

压缩感知理论指出,设长度为 $N \times 1$ 的信号 X 在

一组正交基 Ψ 下的变换系数 $\theta = \Psi^T X$ 是稀疏的, 构造一个 $M \times N (M \ll N)$ 维的与变换基 Ψ 不相关的观测矩阵 Φ , 对系数向量进行线性变换, 得到测量集 $Y: M \times 1$ 。此过程也可视为信号 X 经过信息算子 $A^{CS} (A^{CS} = \Phi \Psi^T)$ 进行非自适应测量, 得到测量值:

$$Y = A^{CS} X \quad (1)$$

由于 M 远小于 N , 这就使信号得到很大程度的压缩。可见, 信号稀疏性表示是前提条件。信号 X 在正交基 Ψ 下的变换系数向量为 $\theta = \Psi^T X$, 如果对于 $0 < p < 2$ 和 $R > 0$, 这些系数满足:

$$\|\theta\|_p = \left(\sum_i |\theta_i|^p \right)^{1/p} \leq R \quad (2)$$

则说明信号 X 是稀疏的^[6]。Romberg 和 Tao 研究表明^[2], 对于满足具有幂次速度衰减的信号可利用压缩感知理论恢复, 并且其重构误差满足:

$$E = \|\hat{x} - x\|_2 \leq C(k/(\log^n))^{-r} \quad (3)$$

其中, $r = 1/p - 1/2, 0 < p < 1, C$ 与 k 为系数。由于方程(1)是个欠定方程, 为了保证其有解则 A^{CS} 必须满足约束等距性质 (Restricted Isometry Property, RIP)。可描述为对任意向量 $X \in R^{1 \times T}, T \subset \{1, \dots, N\}$ 和常数 $\delta_k \in (0, 1)$, 须下式成立:

$$(1 - \delta_k) \|X\|_2^2 \leq \|\psi_T X\|_2^2 \leq (1 + \delta_k) \|X\|_2^2 \quad (4)$$

其中 ψ_T 为 ψ 中由索引 T 所指示的 $K \times |T|$ 的子矩阵。一般而言, 通过选择高斯随机矩阵作为观测矩阵 Φ 即可高概率保证不相干性和 RIP 性质。信号重构就是在满足一定数目的测量值的条件下寻求最稀疏解的过程。求解欠定方程(1)的问题实质上是求最小 0 范数问题:

$$\min \|\Psi_k\|_0 \quad \text{s.t. } A^{CS} x = y \quad (5)$$

方程(5)通常是个 NP 问题, 最常见的办法是将 l_0 范数问题转化为等价的最小 1 范数即 l_1 问题求解^[7], 此时就相当于解一个凸优化问题, 可以转化为线性规划问题求解。通常有如 Basis Pursuit (BP)、Matching Pursuit (MP)、Orthogonal Matching Pursuit (OMP) 等迭代算法用于重构求解^[8]。

2 基于 NIOS 的图像压缩感知

2.1 方案前期验证

为了验证系统设计的可行性, 需要在前期做基于 Matlab 平台的仿真验证工作。本次实验选取经典图像 Lena (320 * 240) 作为处理对象。以正交小波变换矩阵作为图像投影的基, 使得图像信号能够稀疏化表示, 采用高斯随机矩阵作为观测矩阵, 利用 OMP 算法进行图像重构, 压缩率分别为 $M/N=3/4, M/N=2/4, M/N=1/4$ 时图像的重构效果见图 1。

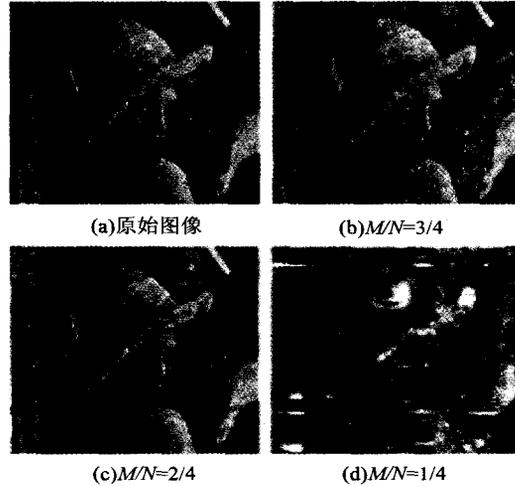


图 1 OMP 算法 Lena256 图像的重构效果

从图 1 可以看出, 采用一定压缩率的图像通过 OMP 算法能够重构出原始图像。当压缩率过低时, 基于此算法的重构图像失真比较严重。

2.2 系统硬件设计

系统的硬件设计以 NIOS II 核处理器为核心。原始图像数据通过端口读入到 SDRAM 中, NIOS II 核处理器主动从 SDRAM 读取图像数据。

将这些数据作三级小波变换完成图像数据稀疏化处理。同时 NIOS II 软核产生观测矩阵, 在控制器作用下, 利用矩阵向量乘法器完成图像数据的投影测量, 即数据的压缩, 其中 RAM 用来存储当前运算产生的临时数据。在压缩完成之后, SDRAM 充当压缩数据的存储空间, NIOS II 核处理器采用 OMP 算法进行重构; 最后把重构的图像数据进行三级逆小波变换, 将变换还原的数据读到缓存 SRAM 中, 通过 DMA 通道送到 VGA 上显示。图像系统硬件结构如图 2 所示。

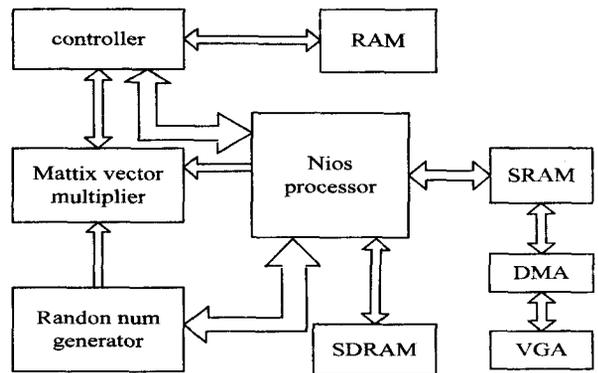


图 2 系统硬件结构

2.3 图像稀疏处理

通常一幅普通的图像数据并不是稀疏的, 但是其数据在某些域会表现出稀疏性。经典的图像的稀疏处理是通过小波变换使图像数据在小波基上能稀疏表示。本系统中采用 Daubechies 小波^[9], 它的级数之间系数有这样的关系: j 代表级数, q_j 表示小波系数, 是将

p_j 在时间轴方向上取反后,再将其系数符号反转得到。

$$q_j = (-1)^j p_j \quad (6)$$

$s^{(0)}$ 表示原始图像,经过中间变换后, $w^{(1,v)}$ 表示垂直方向上的高频成分, $w^{(1,h)}$ 表示水平方向上的高频成分, $w^{(1,d)}$ 表示对角方向上的高频成分, $s^{(1)}$ 表示对 $s^{(0)}$ 平均化的低频成分。经过变换后,高频成分的子图像上大部分数值都很小,几乎都接近于 0,具有一定的稀疏性。一级的小波变换分级如图 3 所示:

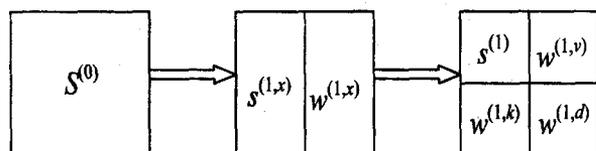


图 3 小波变换的分解

为了让图像数据达到理想的稀疏化效果,本系统设计对图像进行三级小波变换,在图像的分解过程中,总数据量保持不变。图像经过小波变换之后,得到不同分辨率的子图像,即表示低频成分的子图像与表现不同方向上的高频成分的子图像。高频成分的子图像上大部分数值都很小,几乎都接近于 0,具有较强的稀疏性。图像主要信息被包含在低频成分,而高频成分仅仅包含细节信息,经过三次小波变换之后的图像数据充分满足了压缩感知信号稀疏性的条件。将稀疏数据投影到观测矩阵后,利用 OMP 算法进行数据重构,重构结果再通过三次小波逆变换,得到原始图像的重构图像。

3 图像压缩感知改进算法

3.1 图像分块压缩方案

针对 OMP 算法重构耗时过长的问题^[10],文中提出分块压缩的 OMP 改进方案。假设选取图像数据大小为 $M \times N$,数据的压缩率为 f ,对应图像数据的每一列,需要构造观测矩阵 Φ 大小为 $Mf \times M$,如果采用传统未分块压缩的 OMP 算法,重构整幅图像则同时需要重构 N 个 M 维的列向量,需要耗费巨大内存空间及时间。

基于分块压缩的 OMP 改进方案将图像分成每块大小为 $\frac{M}{K} \times N$ 的 K 个子块,则每个子块所需构造的观测矩阵 Φ 大小为 $\frac{Mf}{K} \times \frac{M}{K}$,整幅图像需要重构 $N \times K$ 个 $\frac{M}{K}$ 维的列向量。这种数据分块使得观测矩阵大小减小了 K^2 倍,每次重构单个列向量的耗时也随之减少。虽然所需要重构的列向量线性增加,然而单个列向量长度减少时其复杂度是非线性递减,因此分块压缩方案的总体复杂度比传统方法大为降低。本次实验选取

Lena(320 * 240) 图像,分别对未分块与分块压缩选取 $K = 8$ 的方案进行比较,二者的重构时间和观测矩阵的矩阵存储空间如表 1 所示。

表 1 方案改进前后重构时间和存储空间比较

算法	未分块算法	分块压缩算法
重构时间	186 分钟	18 分钟
存储空间	115200 比特	1800 比特

从表 1 可见,基于图像分块压缩的 OMP 重构时间比未分块的节省了 168 分钟,观测矩阵存储空间减小了 64 倍。为了对比二者的图像重构效果,图 4 给出了选取 Lena(320 * 240) 在压缩率为 1/2 下进行压缩与重构的图像。从图 4 可以看出,由于图像分块切割的边缘部分破坏了原图像的相关性,使重构图像的效果稍微变差。但是,在图像数据处理实时性要求高的场景下,图像分块压缩具有很大优势。

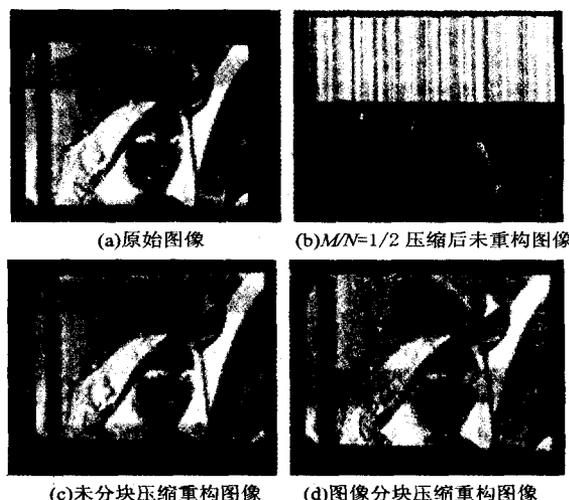


图 4 压缩与重构的图像

3.2 图像均衡行列值算法

在传统图像压缩感知过程中,原始图像数据经过压缩与投影得到存储矩阵,该矩阵重构时按每列单独进行重构,这就割裂了图像列与列之间的相关性,对图像重构效果必然存在一定的影响。文中提出图像均衡行列值的算法来增强重构效果,其核心思想是将图像的行与列分别进行重构,两次重构后所获得的图像数据取平均值。图像均衡行列值的算法如下:

步骤 1:假设图像数据大小为 $M \times N$ 的矩阵 X ,数据的压缩率为 f ,经压缩后得到存储矩阵 Y ,其大小为 $Mf \times N$;

步骤 2:根据 OMP 重构算法,通过 Y_i 依次对 X_i 进行重构运算, Y_i 和 X_i 分别表示 Y 和 X 的列向量,其中 $i = 1, \dots, N$ 。将重构出的向量组成数据矩阵,可以得到按列向量重构出的图像数据值 \hat{X}_c ;

步骤 3:将图像数据 X 转置后得到 X^T ,按照步骤 2 进行处理,得到的重构结果 \hat{X}_r 。将 \hat{X}_r 转置后得到按

行向量重构出的图像数据值 \hat{X}_h ;

步骤4: 均衡步骤2和步骤3中的图像数据,得到

$$\text{最终重构结果: } \hat{X} = \frac{(\hat{X}_h + \hat{X}_v)}{2}.$$

本设计中选取图像为 Lena(320 * 240), 压缩率为 1/2, 采用 OMP 重构算法对图像进行重构。图5给出了未经图像均衡与图像经过均衡后的重构图像对比。



(a) 未经图像均衡行列值

(b) 图像均衡行列值

图5 未经图像均衡与图像经过均衡后的重构图像

从图5(a)可见, 未经图像均衡行列值重构的图像有部分大块的白点, 而图5(b)为经过图像均衡行列值重构的图像, 没有出现这些白色的块点, 经过图像均衡行列值的算法优于未经图像均衡行列值的传统算法。

4 结束语

压缩感知理论作为一个新兴的信号处理理论在图像处理中有广阔的应用前景。文中通过介绍压缩感知的基本理论, 利用以 NIOS II 软核为核心组成的数字信号处理平台, 将图像采集、压缩与重构有效地整合为一体。针对 OMP 重构算法在实际工程中计算时需要大量存储空间并耗时巨大的问题, 文中给出了图像分块压缩的改进方案; 针对 OMP 算法重构时图像列与列之间数据相关性被割裂的现象, 给出了具体的图像均衡行列值算法。实际系统运行结果显示两种改进方案均

取得良好效果, 基于 NIOS II 的图像压缩感知系统适合于实时性要求高、数据信息量大的终端系统。

参考文献:

- [1] Donoho D. Compressed Sensing[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(4): 1289-1306.
- [2] Candes E, Romberg J, Tao T. Robust uncertainty principles: exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(2): 489-509.
- [3] 石光明, 刘丹华, 高大化, 等. 压缩感知理论及其研究进展[J]. 电子学报, 2009, 37(5): 1070-1081.
- [4] 戴琼海, 付长军, 季向阳. 压缩感知理论[J]. 计算机学报, 2011, 34(3): 425-434.
- [5] 许芳, 席毅, 陈虹, 等. 基于 FPGA/Nios-II 的矩阵运算硬件加速器设计[J]. 电子测量与仪器学报, 2011, 25(4): 377-383.
- [6] Baraniuk R. A lecture on compressive sensing[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2007, 24(4): 118-121.
- [7] Chen S B, Donoho D L, Saunders M A. Atomic decomposition by basis pursuit[J]. SIAM Journal on Scientific Computing, 1998, 20(1): 33-61.
- [8] Tropp J A, Gilbert A C. Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2007, 53(12): 4655-4666.
- [9] Antonini M, Barlaud M, Mathieu P, et al. Image coding using wavelet transform[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1992, 1(2): 205-220.
- [10] Carvajalino D, Sapiro G. Learning to Sense Sparse Signals; Simultaneous Sensing Matrix and Sparsifying Dictionary Optimization[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2009, 18(7): 1395-1408.

(上接第11页)

(2): 143-164.

- [2] Esslimani I, Brun A, Boyer A. From social networks to behavioral networks in recommender systems[C]//Proceedings of the 2009 International Conference on Advances in Social Networks Analysis and Mining (ASONAM). Washington, DC, USA: IEEE Computer Society, 2009: 143-148.
- [3] Goyal A, Bonchi F, Lakshmanan L V. Discovering leaders from community actions[C]//Proceeding of the 17th ACM Conference on Information and Knowledge Management (CIKM'08). New York, USA: ACM, 2008: 499-508.
- [4] 王陆, 马如霞. 意见领袖在虚拟学习社区社会网络中的作用[J]. 电化教育研究, 2009(1): 54-58.
- [5] 王丽. 虚拟社群中意见领袖的传播角色[J]. 新闻界, 2006(3): 50-51.
- [6] 胡勇, 张翀斌. 网络舆论形成过程中意见领袖的形成模型研究[J]. 四川大学学报(自然科学版), 2008, 45(2):

347-351.

- [7] 刘军. 社会网络分析导论[M]. 北京: 社会科学文献出版社, 2004.
- [8] 彭小川, 毛晓丹. BBS 群体特征的社会网络分析[J]. 青年研究, 2004(4): 39-44.
- [9] Esslimani I, Brun A, Boyer A. Detecting Leaders in Behavioral Networks[C]//Proceedings of the 2010 International Conference on Advances in Social Networks Analysis and Mining (ASONAM). Washington, DC, USA: IEEE Computer Society, 2010: 282-285.
- [10] 高俊波, 杨静. 在线论坛中的意见领袖分析[J]. 电子科技大学学报, 2007, 36(6): 1249-1252.
- [11] 王钰, 曾剑平, 周葆华, 等. 基于聚类分析的网络论坛意见领袖发现方法[J]. 计算机工程, 2011, 37(5): 44-46.
- [12] Rogers E M. Diffusion of innovations[M]. 4th ed. New York, USA: the Free Press, 1995.