

一种基于小波稀疏确定性简单二值观测矩阵的 嵌入式视觉压缩传感实现方法

刘继忠¹ 金明亮¹ 马如远² 柴国钟²

(¹ 南昌大学机器人研究所, 江西 南昌 330031; ² 浙江工业大学机械学院, 浙江 杭州 310000)

摘要 由于传统的高斯矩阵、伯努利矩阵等观测矩阵在硬件上实现比较困难, 观测矩阵的构建一直是压缩传感硬件实现的关键问题之一, 因此, 选择构建合适的观测矩阵, 对于嵌入式视觉压缩传感的实现具有重要的意义。针对嵌入式视觉压缩传感实现的可行性与实时性, 通过稀疏变换矢量化和伪随机序列观测矩阵构建相关研究, 结合小波稀疏起主要作用系数数据位于矢量矩阵前侧, 提出了一种基于小波稀疏的确定性简单二值观测矩阵的压缩传感实现方法。对于 $N \times N$ 图像, 在观测值 M 下, 观测矩阵由 M 个不相同的 N 维基向量组成, 每个向量只有一个元素 1, 其余元素为 0, 结构简单, 在实际观测测量中省去了积分电路, 提高了效率, 而且每个基向量可以根据元素 1 的位置, 按照 1- M 确定性排列, 构成确定性观测矩阵, 便于观测矩阵存储和压缩传感恢复重构。

关键词 图像处理; 嵌入式视觉系统; 压缩传感; 观测矩阵

中图分类号 TP274; TP242.6; TP301 **文献标识码** A **doi**: 10.3788/CJL201340.1109002

Novel Deterministic Simple 0-1 Observation Matrix and Wavelet Sparsity Based Compressed Sensing Implementation Method for Embedded Vision System

Liu Jizhong¹ Jin Mingliang¹ Ma Ruyuan² Cai Guozhong²

¹ Institute of Robotics, Nanchang University, Nanchang, Jiangxi 330031, China

² College of Mechanical Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou, Zhejiang 310000, China

Abstract The construction of an appropriate observation matrix is the key issue for compressed sensing practical application in embedded system. However, the matrix usually used, like Gaussian matrix, Bernoulli matrix etc, is difficult to realize for hardware. Aiming at the feasibility and the real-time of compressive sensing for embedded vision system, a simple deterministic 0-1 observation matrix is proposed, which is based on the related work of sparse transform vectorization, the characteristic of wavelet sparsity, and the pseudo-random sequence observation matrix construction. For $N \times N$ image, when the observation matrix dimension is $M \times N$, the matrix is consist of M base vectors and the vector size is N . The base vector has only one element of 1 and the other elements are 0. So the formed observation matrix is simple and the integral circuit can be omitted in the real measurement. Base vectors are arranged according to the position of element 1 in vector from 1 to M to form a deterministic observation matrix, which is easy to remember and store the matrix, and also helpful for reconstruction.

Key words image processing; embedded vision system; compressed sensing; observation matrix

OCIS codes 110.1758; 100.3010; 100.3190; 100.2960

1 引 言

压缩传感技术是 21 世纪出现的一种新型技术,

它将信号的采样与压缩结合起来同时完成, 对于稀疏信号从新的角度突破了传统采样的限制, 引起了

收稿日期: 2013-04-19; 收到修改稿日期: 2013-07-15

基金项目: 国家自然科学基金(61273282)、江西省教育厅自然科学基金(GJJ12005)

作者简介: 刘继忠(1974—), 男, 副教授, 硕士生导师, 主要从事图像压缩传感与机器视觉及智能机器人方面的研究。

E-mail: jizhongl@163.com

广泛关注。其本质是一个信号线性投影到一系列比原始信号元素少的观测矩阵上,完成稀疏采样。压缩传感的研究主要包括信号的稀疏、观测矩阵设计与恢复重构算法。由于传统的高斯矩阵、伯努利矩阵等观测矩阵在硬件上实现比较困难,压缩采样的硬件实现一直是该领域的重要研究问题之一。文献[1]基于非相干准则的极大极小方法提出一种最优确定性观测矩阵,其机理是观测矩阵与稀疏基的相干性越小越能减少压缩采样所需要的观测个数。张成等^[2-4]从减少观测矩阵中的随机元、降低测量矩阵维数、减少存储空间等物理实现角度出发,进行了非常稀疏矩阵和带状稀疏矩阵的理论分析研究,但对于实际实现仍相对复杂,距实际系统的二进制硬件实现仍还较远。张成等^[5-6]进一步提出了循环-托普利兹块相位掩模以及随机间距稀疏三元托普利兹矩阵相位掩模可压缩双透镜成像方法,练秋生等^[7]进一步理论研究了基于双树复数小波局部高斯模型的彩色图像压缩感知。本文从图像稀疏的硬件实现、观测矩阵的存储、观测矩阵的简单性及其物理实现方面出发,通过已硬件实现的小波变换稀疏和适合硬件实现的伪随机序列矩阵构造等逐步分析,尝试构建一种新型的确定性简单二值观测矩阵,为用于嵌入式视觉系统和硬件实现提供了参考。

2 压缩传感理论与小波变换稀疏

如果 N 维原始信号 \mathbf{X} 在 ψ 域上具有 K 稀疏(压缩传感要求信号具有稀疏性),采用 $M \times N$ 观测矩阵 $\Phi (M \ll N)$ 进行线性投影,得到观测向量

$$\mathbf{Y} = \Phi \mathbf{X} = \Phi \boldsymbol{\psi} \boldsymbol{\alpha} = \boldsymbol{\theta} \boldsymbol{\alpha}, \quad (1)$$

式中 $\boldsymbol{\alpha}$ 为 \mathbf{X} 在 ψ 域变换系数, $\boldsymbol{\theta}$ 为信号在 ψ 域观测矩阵, $\boldsymbol{\psi}$ 为稀疏基。

根据压缩传感理论,在观测矩阵具有良好约束等距性(RTP)性质,且采样数 M 满足 $M \geq K \lg(N/K)$ 的条件下^[8],可通过合适的优化算法重构压缩采样信号的 ψ 域原信号,然后通过 ψ 域逆变换获得原始信号。由于 $M \ll N$,所以通过观测矩阵就实现了压缩传感采样。原始信号稀疏的 ψ 域变换,常用的有离散余弦变换和小波变换等。

由于小波变换具有良好性质,且现场可编程门阵列(FPGA)硬件实现已相对成熟,因此,嵌入式视觉压缩传感原始图像信号稀疏可采用二维正交小波变换方法。其思想是将一个分辨率为 1 的原始信号 $X(n)$ 进行 N 层分解,得到一个分辨率为 2^{-N} 的低频信号 $G_h(n)$ 和一系列高频信号 $G_g(n)$ ^[8],算法描述为

$$G_h(n) = \sum_k X(2n-k)h(k), \quad (2)$$

$$G_g(n) = \sum_k X(2n-k)g(k), \quad (3)$$

式中 $g(n) = (-1)^n h_{1-n} (n \in \mathbf{Z})$ 。用矩阵来表示二维正交小波为

$$\mathbf{G} = \mathbf{W} \mathbf{X} \mathbf{W}^T, \quad (4)$$

式中 \mathbf{W} 是正交小波变换矩阵,其逆变换为

$$\mathbf{X} = \mathbf{W}^T \mathbf{G} \mathbf{W}. \quad (5)$$

二维小波变换的实质是进行两次一维小波变换,对于图像而言就是对图像的行、列数据进行变换和二抽样,得到代表原图像不同频率特性和方向特性的 4 个子带图像 LL_1, HL_1, LH_1, HH_1 ,要完成多级小波变换可以通过对 LL_1 层进一步分解得到,其具体过程如图 1 所示。图像通过二维小波变换到小波域就会表现出稀疏性,即 \mathbf{Y} 中的能量集中在少数的元素上。

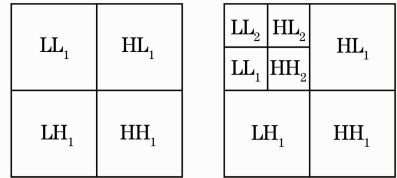


图 1 小波分解过程

Fig. 1 Process of wavelet decomposition

3 稀疏变换矢量化与二值观测矩阵

3.1 稀疏变换矢量化与二值观测投影表达

为了能够有效地重构信号,Candès 等^[8]给出并证明了观测矩阵 $\boldsymbol{\theta}$ 必须满足约束等距性条件。对于任意 K 稀疏信号 \mathbf{X} 和常数 $\delta_K \in (0, 1)$, 如果

$$(1 - \delta_K) \|\mathbf{X}\|_2^2 \leq \|\boldsymbol{\theta} \mathbf{X}\|_2^2 \leq (1 + \delta_K) \|\mathbf{X}\|_2^2 \quad (6)$$

成立,则称矩阵 $\boldsymbol{\theta}$ 满足约束等距性。但是在实际证明传感矩阵的有效性时,这种方法并不是实用的。Baraniuk^[9]给出约束等距性的等价条件是观测矩阵 $\boldsymbol{\theta}$ 和稀疏基 $\boldsymbol{\psi}$ 不相关,即要求 $\boldsymbol{\theta}$ 的行 θ_j 不能由 $\boldsymbol{\psi}$ 的列 ψ_i 稀疏表示,且 $\boldsymbol{\psi}$ 的列 ψ_i 不能由 $\boldsymbol{\psi}$ 的行 ψ_j 稀疏表示。由于使用固定的正交小波稀疏基 $\boldsymbol{\psi}$,要使得 $\boldsymbol{\theta} = \Phi \boldsymbol{\psi}$ 满足约束等距条件,可以通过设计测量矩阵 Φ 解决。大量实验表明随机矩阵如高斯随机矩阵、伯努利随机矩阵等,都满足约束等距性,为满足嵌入式视硬件实现要求,这里探索采用随机二值矩阵。

对(5)式进行矢量化,则

$$\text{vec}(\mathbf{X}) = \text{vec}(\mathbf{W}^T \mathbf{G} \mathbf{W}) = (\mathbf{W} \otimes \mathbf{W}^T) \text{vec}(\mathbf{G}), \quad (7)$$

$\text{vec}(\cdot)$ 表示矢量化。由于 \mathbf{W} 是正交矩阵, $\mathbf{W} \otimes \mathbf{W}^T$ 亦是正交矩阵。(7)式说明 $\text{vec}(\mathbf{X})$ 能够通过正交变换成小波域稀疏信号 $\text{vec}(\mathbf{G})$, 故图像 \mathbf{X} 的压缩采样可描述为

$$\mathbf{Y} = \mathbf{R} \cdot \text{vec}(\mathbf{G}), \quad (8)$$

式中 \mathbf{R} 是作用在 $\text{vec}(\mathbf{X})$ 上的压缩采样中的矩阵表示, 设原始信号为 N , 采样过程中的观测值为 M , 如果 \mathbf{R} 可由 M 个 0,1 组成的随机 N 维向量 \mathbf{r} 表示, 则 \mathbf{R} 观测矩阵将不同于高斯矩阵和 Noiselet 矩阵, 非常适合于 FPGA 硬件实现, 则压缩采样中的传感矩

阵 \mathbf{R} 为

$$\mathbf{R} = [r_1^T \ r_2^T \ \cdots \ r_M^T]^T. \quad (9)$$

3.2 FPGA 小波稀疏与伪随机序列二值观测矩阵实现

小波稀疏变换的 FPGA 实现在满足精度要求下, 可用移位器代替乘法器, 降低计算复杂度。文献 [10-12] 等分别给出了二维离散小波变换 FPGA 实现结构。小波分解可采用并行流水线结构使 4 级小波变换同时进行, 分解总体结构如图 2 所示。

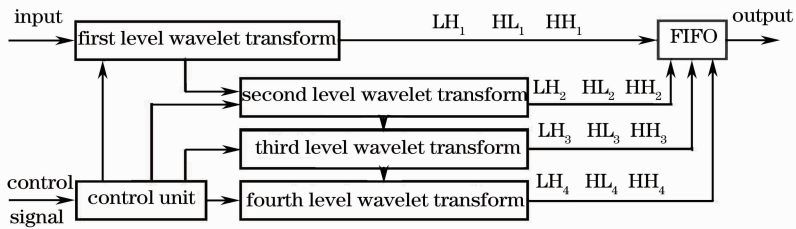


图 2 小波分解总体结构

Fig. 2 Structure of wavelet decomposition

只是在开始的几帧中, 第 2 级小波变换比第 1 级延时了 1/2 帧, 第 3 级小波变换比第 2 级延时 1/4 帧, 以此类推。由于二维小波变换 FPGA 实现已相对成熟, 这里不再详述。小波稀疏变换后的信号通过观测矩阵实现压缩采样, 前述二值观测矩阵 \mathbf{R} 可以采用 FPGA 产生伪随机 0,1 序列完成。

FPGA 产生伪随机序列的方法有多种^[13], 这里采用实用的线性反馈移位寄存器方法。移存器是由 n 个串接的双态存储器和一个移位时钟发生器以及一个由加法器组成的反馈逻辑线路组成, 每个双态存储器称为移存器的级, 每一级只能有两种不同状态分别用 0 和 1 表示。移位时钟到来时使每一级的存数(即状态)向下一级移动, 成为下一级的新存数。带有反馈逻辑线路的移存器, 如图 3 所示, 称为 n 级动态移存器, 其末级输出序列为 $a_0 a_1 a_2 \cdots a_n \cdots$, 此序列满足反馈逻辑函数:

$$a_n = C_1 a_{n-1} \oplus C_2 a_{n-2} \oplus \cdots \oplus C_i a_{n-i} \oplus \cdots \oplus C_n a_0 = \sum_{i=1}^n C_i a_{n-i} (\oplus), \quad (10)$$

式中 $C_i = 1$ 或 $0 (i=1, 2, \dots, n)$, 视第 i 级是否参加运算而定, 因(10)式是线性的, 故称为 n 级线性移存器。

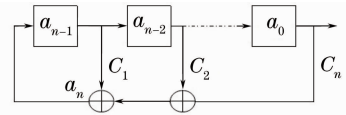


图 3 n 级动态移位寄存器

Fig. 3 n -dynamic shift register

3.3 基于伪随机序列的二值观测矩阵重构仿真

为验证上述方法的可行性, 采用经典 256 pixel×256 pixel Lena 图像, 在 Matlab 软件中按照上述小波变换方法和伪随机序列产生方法进行观测仿真和重构(取 $M=192$), 结果如图 4 所示。

图 4(a)为 JPEG 格式的原图像, (b)为正交小

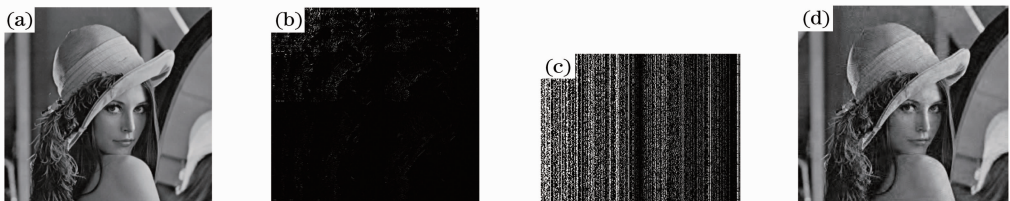


图 4 二值伪随机序列观测矩阵仿真与重构结果。(a) 原始图像; (b) 小波稀疏后图像; (c) 观测结果的直接显示; (d) 重构的图像

Fig. 4 Reconstruction results based on 0-1 pseudo-random sequence observation matrix. (a) Original image; (b) wavelet sparsity image; (c) image of observation data; (d) reconstruction image

波稀疏后的图像, (c) 为伪随机序列观测矩阵观测结果的直接图像显示, (d) 为对 (c) 中得到的观测图像利用正交匹配追踪 (OMP) 算法进行恢复重构的图像, 重构的效果采用最大峰值信噪比 (PSNR, P_{SNR}) 表示为

$$P_{\text{SNR}} = 10 \cdot \lg \frac{M_{\text{AXI}}^2}{M_{\text{SE}}}, \quad (11)$$

$$M_{\text{SE}} = \frac{1}{mn} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} [I(i, j) - J(i, j)], \quad (12)$$

式中 M_{AXI} 为原图灰度最大值, m, n 为图像的维度, I, J 分别为原始图像和重建图像信息。经计算可知, Lena 图像小波稀疏二值伪随机序列观测矩阵 OMP 算法重构图像的最大峰值信噪比为 30.9033, 可达到恢复性能要求。

4 确定性简单二值观测矩阵构建与压缩传感

4.1 基于向量表达的二值随机观测矩阵构造

由仿真结果可以看出, 采用 M 个 0、1 组成的随机 N 维向量 \mathbf{r} 表示观测矩阵 \mathbf{R} , 由于 N 维向量 \mathbf{r} 中的 0、1 数目和位置的随机性, 基本保证了 Baraniuk 约束等距性不相关条件。但是, 由于嵌入式视觉压缩传感的后处理重构, 需要记录观测矩阵, 上述伪随机序列产生观测向量和观测矩阵的方法虽然适于 FPGA 硬件实现, 但却会影响效率并占用一定的存储空间, 那么能否有一种更简洁的办法生成和记录观测矩阵。

既然在观测值 M 下, 观测矩阵 \mathbf{R} 可由 M 个 0、1 组成的 N 维随机向量 \mathbf{r} 表示, 那么就可用 M 个不相同的 N 维基本向量 \mathbf{e} (向量元素只有一个 1, 其余为 0) 来表示观测矩阵 \mathbf{R} , 即可以产生一个 M 维的由 1- M 数据元素组成的随机向量 $\mathbf{V}, \mathbf{V} = \{\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{v}_M\}$, 称 \mathbf{V} 为观测矩阵随机表征向量, 即 \mathbf{V} 的第 i 个元素对应着观测矩阵的第 i 个向量, 元素值的大小 v_i 对应着第 i 个向量元素 1 所处的位置, 观测矩阵 \mathbf{R} 可以表达为

$$\mathbf{R} = [\mathbf{e}_{v_1}^T \mathbf{e}_{v_2}^T \dots \mathbf{e}_{v_M}^T]^T. \quad (13)$$

为进一步说明前述过程, 以 $N = 8, M = 3$ 为例, 假设产生的随机表征向量 $\mathbf{V} = \{3, 1, 2\}$, 则可从矢量稀疏矩阵 $\mathbf{G} = [\mathbf{e}_{v_1}^T \mathbf{e}_{v_2}^T \dots \mathbf{e}_{v_8}^T]^T$ 中随机采样得到前三行 $\mathbf{G}_1 = [\mathbf{e}_{v_3}^T \mathbf{e}_{v_1}^T \mathbf{e}_{v_2}^T]^T$, 压缩采样中构建的传感矩阵及所需记录的向量为 $\{3, 1, 2\}$, 构成的压缩传感观测矩阵 \mathbf{R} 为

$$\mathbf{R} = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}, \quad (14)$$

即只要产生并存储随机表征向量, 就可以得到确定的二值观测矩阵。因此, 嵌入式视觉压缩传感采样与后期重构只需记录观测矩阵随机表征向量, 就可以得到二值观测矩阵 \mathbf{R} , 记录数据量少, 观测矩阵同样适合于 FPGA 实现, 且由于观测矩阵 \mathbf{R} 的每一行基本向量在 \mathbf{R} 与 $\text{vec}(\mathbf{G})$ 矩阵相乘时不需要积分, 这样可以减去硬件中的积分过程, 具有硬件实现显著优势。而如果对于伪随机序列产生的二值观测矩阵, 同样以 $N = 8, M = 3$ 为例, 如果取 $\mathbf{G}_1 = [\mathbf{v}_3^T \mathbf{v}_1^T \mathbf{v}_2^T]^T$, 则相当于上述 3 行中 0、1 元素的个数和位置是随机的 (每行中 0、1 元素个数的总和为 8), 就需要存储完整的观测矩阵。

由于正交小波稀疏后图像起主要作用的系数值位于待观测采样的矢量矩阵前面, 为了重建效果最优, 所以在产生大小为 M 的观测矩阵随机表征向量时, 选取其元素为 1- M 的不重复数据元素, 这样观测采样时将采样到待观测采样的稀疏矢量矩阵的前面行数据, 同时亦保证了不相关条件。采用 $256 \text{ pixel} \times 256 \text{ pixel}$ 经典 Lena 图像, 取观测值 $M = 192$, 进行上述两种方法小波稀疏 OMP 算法重构, 4 次计算结果比较如表 1, 可以看出取 1- M 的不重复数据元素的随机表征向量重构矩阵重构信噪比较高, 取 1- N 不重复数据元素的随机表征向量重构矩阵重构信噪比较低, 且不能保证有效重构, 说明了观测矩阵随机表征向量取 1- M 数据的优越性。

表 1 不同数据元素观测矩阵随机表征向量重构图像峰值信噪比比较

Table 1 Comparison of reconstruction image's PSNR based on the observation matrix with different elements positions

No.	Peak signal to noise ratio	
	at 1- M	at 1- N
1	34.1395	14.6516
2	34.1395	15.9298
3	34.1395	16.3619
4	34.1395	12.7913

4.2 确定性简单二值观测矩阵构建与重构分析

观测矩阵观测值为 M , 随机表征向量元素是 1- M 随机数据, 由于观测矩阵是由基向量组成, 相当于采样取到稀疏域待观测采样矢量矩阵的前 M 行, 即取得的小波稀疏域信号观测采样的数据相同, 稳健性 OMP 恢复重构算法寻优值也将相同 (表 1 中的计算结果也做出了证明), 因此可按照 1 元素的位置把基向量从 1 到 M 确定性排列, 构成确定性简单二值观测矩阵, 不需要表征矢量和专门存储观测

矩阵。作为对照,下面将在 Matlab 仿真环境中,以 Lena 图像和实际采集的草坪与环境图像为分析对象,对确定性简单二值观测矩阵、基于伪随机序列的二值观测矩阵以及高斯观测矩阵 3 种不同观测矩阵,从压缩传感的重构效果和效率两个方面,完成对比分析。

图 5 为 256 pixel×256 pixel 的 Lena 图像、草坪图像、环境图像的原始图像以及在观测值 $M=128$ 情况下的 3 种不同观测矩阵 OMP 算法重构图像,图中从左到右分别为 Lena 图像、草坪图像、环境图像。从上到下分别为原始图像、高斯观测矩阵重构图像、伪随机序列二值观测矩阵重构图像、确定



图 5 不同观测矩阵仿真与重构结果

Fig. 5 Reconstruction results based on three different observation matrices

性简单二值观测矩阵重构图像。由图可以看出,基于确定性简单二值观测矩阵的重构效果较好,基于高斯观测矩阵的重构效果相对较差,而基于伪随机序列二值观测矩阵的略优于高斯观测矩阵方法,二者效果相差不大;3 种方法在 $M=128$ 时,基本上皆可以做到有效重构,但后两者方法效果不好。

为进一步分析重构效果,采用重构图像的最大峰值信噪比作为指标,计算得到上述 3 种图像在不同观测值($M=96, 128, \dots, 192$) (横坐标)下的重构图像最大峰值信噪比(纵坐标),结果如图 6 所示。由图 6 和其数据可以看出,确定性简单二值观测矩阵重构图像信噪比较高,而伪随机序列二值观测矩阵、高斯观测矩阵重构图像峰值信噪比较低,二者差别较小(伪随机序列观测矩阵略高)。由于 3 种图像的稀疏度不同,因此在同一观测值同一种观测矩阵下的重构图像峰值信噪比仍有不同,确定性简单二值观测矩阵重构草坪图像的峰值信噪比皆超过了 30 dB,伪随机序列二值观测矩阵重构草坪图像的峰值信噪比在观测值 $M=128$ 时超过了 30 dB,由于草坪图像的稀疏度较大,不能满足文献[14]所指出的二值随机矩阵的额外有效重构条件,对于 K 稀疏 N 维信号,观测值 M 应满足

$$M \geq \min \left\{ \frac{K^2}{D^4} \cdot \frac{N}{D^2} \right\}, \quad (15)$$

$$D = \sqrt{\frac{1 + \delta_K}{1 - \delta_K}} \in (1, +\infty), \quad \delta_K \in (0, 1), \quad (16)$$

因此,使得其在观测值 $M=96$ 时,严重不能恢复重构(重构图像峰值信噪比为 11.3 dB),再次体现了确定性二值观测矩阵利用有效信息的优越性。

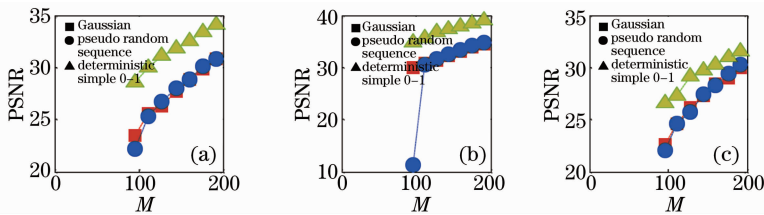


图 6 三种观测矩阵 OMP 重构仿真峰值信噪比。(a) Lena 图象; (b) 草坪图像; (c) 环境图像

Fig. 6 PSNRs of OMP simulation results based on three different observation matrices. (a) Lena image; (b) lawn image; (c) scenery image

图 7 为上述 3 种图像在不同观测值(横坐标)下的重构运行时间(纵坐标),由于 3 种图像取为 256 pixel×256 pixel,所需运行时间相对较小,因此,3 种观测矩阵恢复重构算法的运行时间差别不

大,总的看来,高斯观测矩阵在三者中运行时间略大,确定性简单二值观测矩阵运行时间略小,基于伪随机序列的二值观测矩阵介于二者之间。

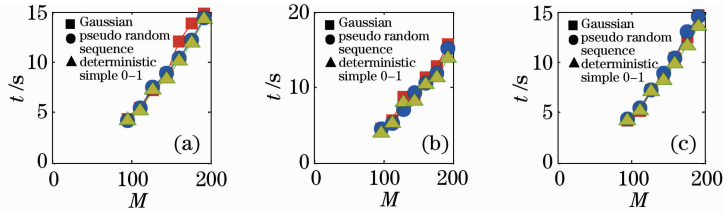


图 7 三种观测矩阵 OMP 重构仿真运行时间。(a) Lena 图像；(b) 草坪图像；(c) 环境图像

Fig. 7 Reconstruction times of OMP simulation results based on three different observation matrices. (a) Lena image; (b) lawn image; (c) scenery image

5 结 论

考虑到嵌入式视觉压缩传感实现实际情况,提出了一种基于小波稀疏的确定性简单二值观测矩阵压缩传感实现方法。仿真结果表明:确定性简单二值矩阵可以充分利用小波稀疏矢量矩阵的有效数据,具有良好的恢复重构效果,在图像恢复重构实验中优于高斯观测矩阵和基于向量表达的伪随机序列二值观测矩阵,且效率较高。由于小波稀疏变换 FPGA 实现已相对成熟,确定性二值观测矩阵不需要存储观测矩阵,且观测采样不需要积分过程,非常适于嵌入式视觉压缩传感系统实现。确定性简单二值观测矩阵压缩传感方法对于嵌入式视觉压缩传感硬件系统实现具有重要的意义。

参 考 文 献

- 1 Li Bingjie, Lü Yuan, Ye Meng, *et al.*. The minimax method of design of measurement matrices for compressed sensing based on incoherence criterion [J]. *Journal of Air Force Engineering University (Natural Science Edition)*, 2011, 12(5): 81–85.
李炳杰, 吕园, 叶萌, 等. 基于非相干准则的压缩感知观测矩阵设计的极大极小方法[J]. *空军工程大学学报(自然科学版)*, 2011, 12(5): 81–85.
- 2 Zhang Cheng, Yang Hairong, Shen Chuan, *et al.*. Compressive double-lens imaging using circulant-circulant-block phase mask matrices[J]. *Journal of Optoelectronics • Laser*, 2012, 23(1): 172–179.
张成, 杨海蓉, 沈川, 等. 循环-循环块相位掩膜矩阵压缩双透镜成像[J]. *光电子·激光*, 2012, 23(1): 172–179.
- 3 Yang Hairong, Fang Hong, Zhang Cheng, *et al.*. Very sparse circulant matrices in image reconstruction [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2012, 48(18): 206–211.
杨海蓉, 方红, 张成, 等. 图像重建中的非常稀疏循环矩阵[J]. *计算机工程与应用*, 2012, 48(18): 206–211.
- 4 Yang Hairong, Fang Hong, Zhang Cheng, *et al.*. Large image reconstruction based on sparse-banded matrix [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2013, 49(10): 184–187.
杨海蓉, 方红, 张成, 等. 基于稀疏带状矩阵的二维图像重建[J]. *计算机工程与应用*, 2013, 49(10): 184–187.

- 5 Zhang Cheng, Yang Hairong, Wei Sui. Compressive double-lens imaging using circulant-Toeplitz-block phase mask [J]. *Acta Optica Sinica*, 2011, 31(8): 0811001.
张成, 杨海蓉, 韦穗. 循环-托普利兹块相位掩膜可压缩双透镜成像[J]. *光学学报*, 2011, 31(8): 0811001.
- 6 Zhang Cheng, Shen Chuan, Cheng Hong, *et al.*. Phase mask of sparse trinary Toeplitz matrix with random pitch in compressive imaging[J]. *Acta Optica Sinica*, 2012, 32(2): 0211002.
张成, 沈川, 程鸿, 等. 随机间距稀疏三元 Toeplitz 矩阵相位掩膜压缩成像[J]. *光学学报*, 2012, 32(2): 0211002.
- 7 Lian Qiusheng, Xia Changcheng. Compressed sensing of color images based on local Gaussian model in the dual-tree complex wavelet[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2011, 48(10): 101001.
练秋生, 夏长城. 基于双树复数小波局部高斯模型的彩色图像压缩感知[J]. *激光与光电子学进展*, 2011, 48(10): 101001.
- 8 Candès E, Tao T. Decoding by linear programming[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2005, 51(12): 4203–4215.
- 9 Baraniuk R G. Compressive sensing[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2007, 24(4): 118–121.
- 10 Yan Xuelong, Yu Jun. FPGA implementation of 2D discrete wavelet transform[J]. *Video Engineering*, 2007, (4): 19–21.
颜学龙, 余君. 二维离散小波变换的 FPGA 实现[J]. *电视技术*, 2007, (4): 19–21.
- 11 Du Shenghai. FPGA Implementation of 2D Discrete Wavelet Transform[D]. Changsha: Hunan University, 2005.
杜生海. 二维离散小波变换的 FPGA 实现[D]. 长沙: 湖南大学, 2005.
- 12 Bahoura Mohammed, Ezzaidi Hassan. FPGA-implementation of discrete wavelet transform with application to signal denoising [J]. *Circuits, Systems, and Signal Processing*, 2012, 31(3): 987–1015.
- 13 Li Kunlong, Ma Xiaobing, Zhang Huachun. Research on parallel algorithm of implementing high speed multi-mode pseudo-random number based on FPGA [J]. *Science Technology and Engineering*, 2011, 11(13): 2962–2966.
李坤龙, 马小兵, 张华春. 基于 FPGA 的高速多模式 PN 码并行产生算法研究[J]. *科学技术与工程*, 2011, 11(13): 2962–2966.
- 14 V Chandar. A Negative Result Concerning Explicit Matrices with the Restricted Isometry Property[OL]. http://dsp.rice.edu/sites/dsp.rice.edu/files/cs/venkat_CS.pdf. [2013-8-21].

栏目编辑:何卓铭