

一种基于精细化稀疏自适应匹配追踪算法的 图像检索方法研究

周 燕¹, 曾凡智¹, 赵慧民², 卢炎生³, 周月霞¹

(1. 佛山科学技术学院计算机系, 广东佛山 528000; 2. 广东技术师范学院电子与信息学院, 广东广州 510665;
3. 华中科技大学计算机学院, 湖北武汉 430074)

摘 要: 基于压缩感知理论, 研究了一种精细化稀疏自适应匹配追踪 (Meticulous Sparsity Adaptive Matching Pursuit, MSAMP) 算法, 在此基础上提出了一种新的数字图像检索方法. 首先对图像的 RGB 颜色、灰度共生矩阵按照列优先次序形成颜色及纹理的原始信号, 然后对这两类信号采用分块压缩感知测量方法对图像进行分块测量, 得到代表颜色特征和纹理特征的分块测量向量. 其次利用 MSAMP 算法进行分块重构, 计算出分块原始信号差量及其稀疏值. 最后在图像检索时, 通过计算图像的整体相似度, 重点对差量的稀疏性进行估计, 不需要精确恢复原始信号, 从而减少迭代次数, 加快检索速度. 仿真实验表明, 应用 MSAMP 算法的图像检索方法在检索速度和查准率等指标上具有较高的性能.

关键词: 压缩感知; 图像检索; 纹理特征; 颜色特征; 自适应匹配追踪

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2014)12-2457-10

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2014.12.018

An Image Retrieval Method Based on Meticulous Sparsity Adaptive Matching Pursuit Algorithm

ZHOU Yan¹, ZENG Fan-zhi¹, ZHAO Hui-min², LU Yan-sheng³, ZHOU Yue-xia¹

(1. Department of Computer Science, Foshan University, Foshan, Guangdong 528000, China;

2. Guangdong Polytechnic Normal University, Guangzhou, Guangdong 510665, China;

3. Computer Institute, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan, Hubei 430074, China)

Abstract: Based on compressed sensing theory, we research a meticulous sparsity adaptive matching pursuit algorithm, and propose a new method for digital image retrieval on this basis. Firstly, the original signal of color and vein are formed from RGB color and gray level co-occurrence matrix by order of column prior. Then, these two signals are measured by the blocked compressive sensing method, and measurement vectors are obtained which representing the color and texture features. Secondly, we reconstruct the image by blocks using the MSAMP (Meticulous Sparsity Adaptive Matching Pursuit) algorithm, and calculate the difference and sparse value between the original blocked signals. Finally, we calculate the overall image similarity, and focus on estimating the sparseness of measurement difference. Because it does not need to recover the original signal precisely, so it can reduce the number of iteration and accelerate the retrieval speed. Simulation results show that the retrieval speed and retrieval precision about this image retrieval algorithm based on compressive sensing signal have higher performance.

Key words: compressive sensing; image retrieval; veins feature; color feature; adaptive matching pursuit

1 引言

随着计算机多媒体技术及网络的迅速发展和应用, 数字图像的数量正以惊人的速度增长, 越来越多的图像数据库被建立. 例如: 卫星遥感图像、医学图像、地理信息系统、公安安全部门的现场照片、指纹等图像库. 随着

时间的推移, 图像数据库数量级类别不断扩大, 如何对图像进行高效查询已成为对图像数据库进行有效管理与有效利用的重要研究课题, 而基于内容的图像检索 (Content-based Image Retrieval, CBIR) 是当前图像检索领域最为活跃的一项技术^[1~9]. 基于内容的图像检索技术的核心问题是内容的特征提取和相似性度量, 这两个

收稿日期: 2014-04-18; 修回日期: 2014-08-10; 责任编辑: 郭游

基金项目: 国家自然科学基金 (No. 61272381); 广东省自然科学基金 (No. 1052800001000016, No. 10452800001004185, No. S2012010008639); 广东省教育厅高校优秀青年创新人才培育 (No. 2012LYM-0132); 佛山市科技发展专项基金 (No. 2011AA100051, No. 20121011010070); 佛山科学技术学院 2013 年优秀青年人才培育

问题是被广泛研究,同时也是极具挑战性的难点问题.本文主要针对这两个问题,研究如何准确、高效地实现图像内容特征的提取,以及精确地对图像内容进行相似性度量,最终目的是提高检索精度和检索速度.

近年来,由 Donoho 等人提出的压缩感知理论^[10-18],为数据采集压缩技术带来了革命性突破,提供了一种可以广泛应用于可压缩信号的数据采集方法.以远低于奈奎斯特频率进行采样,在采样的同时进行压缩,使得信号的测量数据量远少于传统采样方法所获得的数据量.由于图像在小波变换、DCT 等变换下的稀疏性,以及相关各种图像特征数据的海量性,这为压缩感知理论应用提供了很好的应用场景,其压缩测量值可作为极好的基于图像内容的特征数据.

图像的内容主要包括图像的颜色、形状、纹理、语义等特征,其中图像的颜色、形状、纹理特征具有物理直观的特点,而语义特征则相对具有主观抽象的特点.文献[4,5]提出了一种基于纹理特征的图像检索方法,通过提取图像的纹理特征来检索图像.该方法只针对纹理图像的检索,对于图像的其它低层特征,例如颜色、形状和空间分布等,还有待进一步研究.文献[6]提出了一种基于视觉一致性的图像检索方法,将图像分割成具有明显视觉一致性的区域,然后对该区域建立特征描述符,将这种特征描述用于图像的检索.该方法对于具有场景明确的图像有很好的检索效果,但对于某类图像的检索效果不是很好.文献[7]通过采用遗传算法对颜色、纹理等特征进行离散化划分,采用条件概率分析出图像最重要的检索特征,从而提出了一种检索方法,取得了较好效果,但算法精度依赖于条件概率的先验估计.文献[8,9]提出了一种综合颜色和纹理特征的图像检索算法,综合利用图像的颜色及纹理特征,能够取得较好的检索效果.该算法相对于单一特征的检索效果更优,但在用户感兴趣区域的提取方面需要进一步改进.随着图像内容增多及对图像检索要求的提高,目前的 CBIR 的检索速度和实现需求还有相当差距,有待于更深入的研究和探索.

在文献[19]中,把压缩感知理论与图像内容的快速检索相结合进行了初步探索.本文提出一种基于压缩感知特征的图像检索方法,把精细化稀疏自适应匹配追踪算法(MSAMP)应用于图像检索过程,主要的研究内容包括:(1)研究压缩感知模式下以颜色和纹理为基础的原始信号构造方法;(2)研究图像的分块压缩感知测量方法,快速提取与颜色和纹理有关图像内容特征的测量向量,并从理论上证明分块测量矩阵满足 RIP 性质;(3)在传统 SAMP 算法基础上,给出了一种新的 MSAMP 算法,满足图像相似度的快速匹配;(4)以压缩感知测量向量为基础,结合 MSAMP 算法计算检索相似

度,给出基于压缩感知测量值的图像检索匹配框架.

2 精细化稀疏自适应匹配追踪(MSAMP)算法

压缩感知理论重点关注稀疏信号的压缩测量与重构.设有一信号 \mathbf{x} ($\mathbf{x} \in R^N$), 长度为 N , 如果只有 K 个分量非零, 称 \mathbf{x} 为 K -稀疏信号量. 若有基向量 Ψ_i ($i = 1, 2, \dots, N$), \mathbf{x} 表示为:

$$\mathbf{x} = \sum_{i=1}^N a_i \Psi_i = \Psi \mathbf{a} \quad (1)$$

若式(1)中的 \mathbf{a} 只有 K 个是非零值 ($N \gg K$), 或者经排序后按指数级衰减并趋近于零, 则称信号 \mathbf{x} 是可稀疏的.

当信号量 \mathbf{x} 为 K -稀疏时, 考虑两方面:(1)设计一个与变换基不相关的 $M \times N$ ($M \ll N$) 测量矩阵 Φ , 采用公式(2)对原始信号进行观测, 得到 M 维的观测向量 \mathbf{y} ; (2)如何由 M 维的观测向量 \mathbf{y} 重构信号 \mathbf{x} .

$$\mathbf{y} = \Phi \mathbf{x} \quad (2)$$

测量矩阵在压缩感知过程中将原始信号投影成低维测量信号. 如果由测量值观测 \mathbf{y} 能够精确恢复原始信号 \mathbf{x} , 那么测量值可以作为原始信号的压缩表示. 一般情况下由于 $M \ll N$, 方程式(2)是一个未定方程, 不可能求出精确解.

压缩感知理论指出, 当信号量 \mathbf{x} 为 K -稀疏时, 测量矩阵满足一定条件下, 方程(2)的求解成为可能.

Φ 是一个 $M \times N$ 矩阵, Φ 需满足的最重要条件是所谓的有限等距性 (Restricted Isometry Property, RIP)^[20-21] 条件. 即对于任意 K -稀疏信号 \mathbf{x} ($\mathbf{x} \in R^N$) 和常数 $\delta_k \in (0, 1)$, 如果 Φ 矩阵满足:

$$1 - \delta_k \leq \frac{\|\Phi \mathbf{x}\|_2}{\|\mathbf{x}\|_2} \leq 1 + \delta_k \quad (3)$$

事实上, 从 M 维的测量值 \mathbf{y} 中重构出稀疏度为 K 的原始信号 \mathbf{x} 的最直接方法是通过求解 l_0 范数下的最优化问题, 即:

$$\min_x \|\mathbf{x}\|_{l_0} \quad \text{s.t.} \quad \mathbf{y} = \Phi \mathbf{x} \quad (4)$$

问题(4)求解是个 NP-HARD 问题. 文献[22]指出在一定条件下, 即当 $\delta_{2k} \leq \sqrt{2} - 1$ 时, 问题(4)与 l_1 范数下最优化问题式(5)等价, 即:

$$\min_x \|\mathbf{x}\|_{l_1} \quad \text{s.t.} \quad \mathbf{y} = \Phi \mathbf{x} \quad (5)$$

特别地, 当 \mathbf{x} 是可稀疏信号时, 上述讨论中只需把 Φ 用 $\Phi \Psi$ 代替即可.

最小 l_1 范数优化问题式(5)是一个凸优化问题, 已有算法如单纯形法等方法可以应用求解, 但其算法复杂度高, 所需重建时间长. 研究人员开始寻求算法复杂度低, 重建速度快的算法. 经典的如基于贪婪迭代 MP

算法,需要在已知稀疏值 K 的情况下进行,且 MP 算法非正交性,使结果不是最优解.在 MP 算法基础上提出的正交匹配追踪 (Orthogonal Matching Pursuit, OMP) 算法^[23~25],其算法过程采用正交化技术,从而减少了迭代次数,但由于 OMP 算法与 MP 算法采用相同的基选择准则,其解并不能保证使整体余量达到最小.对此, Thong T. Do 等^[26]提出了稀疏自适应匹配追踪 (Sparsity Adaptive Matching Pursuit, SAMP) 算法,其通过固定段迭代步长 s 逐步逼近进行重建,可以在稀疏值未知的情况下获得较好的重建效果,速度也远快于 OMP 算法.传统的 SAMP 算法通过步长 s 逐步逼近稀疏值,在应用中取得较好的重建效果^[27].

传统 SAMP 算法的不足在于段交换时,由于在预选阶段每次预选集的大小都是 I 的倍数,随着 I 的增大会造成候选阶段大量的时间损耗,并且该算法每次段迭代增长步长都是 s ,当 $s \neq 1$ 时会给重构精度造成影响.

传统 SAMP 算法段迭代阶段每次增加固定的步长 s ,实际上在段迭代的最后阶段,当接近于稀疏值时,只需要较小步长就能找到近似解,本文针对传统 SAMP 算法的不足,提出了 MSAMP 算法,不仅给出更精细的段变换过程,同时计算出原始信号的稀疏值,并应用于快速图像检索框架中.

MSAMP 算法改进了以下几个方面:

(i) 段迭代步长精细化:当前后两次迭代解的差较小时,表明迭代到最后阶段,非零分量支撑集已经接近于稀疏值,此时,(1)若 $\|x_k - x_{k-1}\| / \|Y\|$ 达到较小阈值,即停止迭代;(2)在段迭代阶段,如果整体的残量与 $\|Y\|$ 的比例达到较小时,段交换时采用的可变步长为 $\max(s/2, 1)$,保证了迭代精细程度.

(ii) 引入段迭代步数限制,停止迭代条件精细化:设计的 MSAMP 算法用于图像测量值与被检索图像测量值的差量进行稀疏性判别,因此不需要精准地恢复原始信号,只需对差量的稀疏性进行估计,对停止迭代条件进行精细化,以减少迭代次数.当迭代段变换次数达到一定上限时,认为差量不具备稀疏性,由此意味着图像与被检索图像间没有相似性,这时算法停止迭代.

(iii) 信号稀疏值 SP 作为算法的一个重要结果输出:特别是当迭代段变换次数达到上限时,认为差量不具备稀疏性,由此意味着图像与被检索图像间没有相似性,算法停止迭代的同时置稀疏值 SP 直接为一个大整数. MSAMP 见算法 1.

算法 1 MSAMP 算法

输入:观测矩阵 Φ ,观测向量 Y ,步长 s .

输出:信号的近似值 x 及稀疏值 SP.

初始条件:置 $x_0 = 0, r_0 = Y, F_0 = \varphi, I = s, K = 1, l = 1$,置迭代阈值 SN,大整数 PM. (K 为迭代次数, l 为段次数)

方法:

(1) repeat

(2) $S_k = \text{SUPP_MAX}(|\Phi^T \cdot r_{k-1}|, I)$ (预选下标集)

(3) $C_k = F_{k-1} \cup S_k$ (新的下标候选集)

(4)

$F = \text{SUPP_MAX}(|(\Phi_{C_k}^T \cdot \Phi_{C_k})^{-1} \cdot \Phi_{C_k}^T \cdot Y|, I)$ (裁剪过程)

(5) $x_k = \text{SUPP_EXT}((\Phi_F^T \cdot \Phi_F)^{-1} \cdot \Phi_F^T \cdot Y, F)$ (计算新的近似解)

(6) $r = Y - \Phi \cdot x_k$ (计算新的残差)

(7) 若 $\|r\|_2 \geq \|r_{k-1}\|_2$:进行段变换与精细迭代

(8) until (满足停止迭代条件)

(9) 输出 x_k 和稀疏值:

SP = $\max(|F_k|, (l - \text{SN}) * \text{PM})$.

其中:段变换与精细迭代过程如下:

① $l = l + 1$;

② 若 $\|r\|_2 \leq \epsilon_2 \|Y\|_2: I = I + \max(s/2, 1)$; (精细阶段)

③ 否则: $I = l * s$;

停止迭代条件设置为: ($\|x_k - x_{k-1}\|_2 \leq$

$\epsilon_1 \|Y\|_2$) OR ($l > \text{SN}$).

以上 MSAMP 算法中, Φ^T 表示矩阵 Φ 的转置,函数 $\text{SUPP_MAX}(|V|, I)$ 表示由向量 $|V|$ 的前 I 个最大值所对应下标构成的下标支撑集.函数 $\text{SUPP_EXT}(X, F)$ 表示把向量 X 在支撑集 F 上值作为分量,其余分量用 0 进行扩展后得到的 N 维向量. Φ_{C_k} 表示由矩阵 Φ 中对应下标集 C_k 中的下标列所组成的子矩阵. Φ_F 表示由矩阵 Φ 中对于下标集 F 中的下标列组成的子矩阵.

本文采用以上迭代算法进行仿真实验时,选取 $\epsilon_1 = 10^{-5}, \epsilon_2 = 10^{-1}, \text{PM} = B^2, \text{SN} \approx M_B / (2 \cdot \log_2(B^2)), B = 16, M_B = 0.2 * B^2$,段迭代阈值 SN,分别选取 10、20、30 三种情况.

根据以上算法,把 x, SP 作为算法 MSAMP 的输出结果,记: $(x, \text{SP}) = \text{MSAMP}(\Phi, Y, s)$,意味着由测量矩阵 Φ ,观测向量 Y ,及步长 s ,采用 MSAMP 算法所能够恢复得到的原始信号 x 及稀疏值 SP.

把 MSAMP 算法实际应用于图像检索时,若用 Y_i 表示图像的第 i 块的某类原始信号的测量值, Y'_i 是待检索图像的第 i 块的相应信号的测量值,则测量值的差量为 $T_i = Y_i - Y'_i$.若图像相似程度越高,差量 T_i 对应的原始信号稀疏性越好,因此针对差量 T_i 采用 MSAMP 算法计算出其稀疏值,作为图像相似度的重要评估指标.

3 压缩感知下的图像检索框架和实现算法

3.1 分块测量

如果采用压缩感知一次性测量整幅图像,会导致存储量大、重建时间长等问题,采用分块方法得到整幅图像的压缩感知测量值,其测量与重构的效率更高.分

块方式如图 1 所示. 原始图像大小为 $L \times L$, 采用 $B \times B$ 的分块对原始图像进行分块, 分块行、列数为 $h = L/B$, 则分块总数为 $n = h^2$. 每个分块内的像素个数为 $P = B^2$, 令 \mathbf{x}_i 表示第 i 个图像块 ($i = 1, 2, \dots, n$) 的各类原始信号.

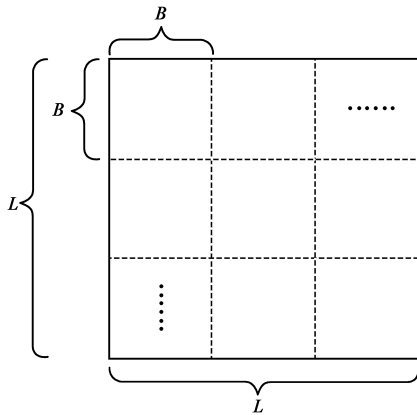


图1 图像分块示意图

本文采用分块压缩感知测量方法对图像进行并行的测量和重构^[28], 如图 2 所示, 其中矩阵 Φ_B 表示分块测量矩阵.

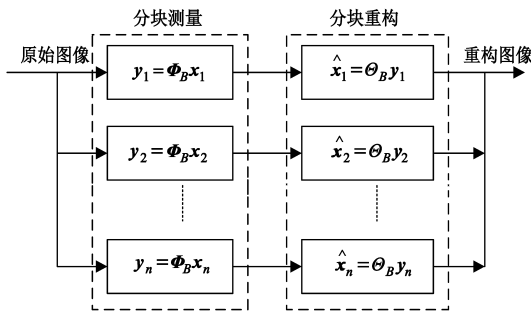


图2 基于图像分块的压缩感知测量与重构

将每个子块的所有列向量首尾连接起来构成原始信号, 这原始信号可以分为多个类别:

(1) 与图像 RGB 颜色有关的信号:

把图像的 RGB 颜色像素按照列优先次序进行排列后, 形成颜色类的原始信号.

(2) 与纹理有关的信号:

设 $f(x, y)$ 为一幅二维数字图像, 其大小为 $L \times L$, 灰度级别为 N_g , 则满足一定空间关系的灰度共生矩阵为:

$$P(i, j) = \# \{ (x_1, y_1), (x_2, y_2) \in L \times L \mid f(x_1, y_1) = i, f(x_2, y_2) = j \} \quad (6)$$

其中 $\#(x)$ 表示集合 x 中的元素个数, 显然 P 为 $N_g \times N_g$ 的矩阵. 把灰度共生矩阵按列优先形成原始信号.

图像的 RGB 颜色原始信号和纹理原始信号经过稀

疏变换后, 投影到相同的测量矩阵 Φ_B 上, 得到相应的分块观测值向量, 记为: $\mathbf{y}_i = \Phi_B \mathbf{x}_i$. 其中 Φ_B 是一个 $M_B \times P$ 的正交高斯随机矩阵, $M_B = \lfloor \frac{M}{N} P \rfloor$, M/N 代表压缩率.

3.2 整体测量矩阵及 RIP 性质

采用 3.1 节表述的分块方式得到分块测量值, 根据分块过程可知, 对于整幅图像, 相当于采用了如下整体测量矩阵 Φ 进行了测量.

$$\Phi = \begin{bmatrix} \Phi_B & & & \\ & \Phi_B & & \\ & & \ddots & \\ & & & \Phi_B \end{bmatrix} \quad (7)$$

整体测量矩阵 Φ 块是对角矩阵, 其中 n 个对角元素皆为 Φ_B . 由于 $\Phi_B \in M_B \times P$, 因此 $\Phi \in (M_B \times n) \times (P \times n)$. 可以看到, 在分块压缩感知测量中, 仅需要存储 $M_B \times P$ 的矩阵块 Φ_B , 不需要存储 $(M_B \times P) \times n^2$ 的矩阵 Φ . 当 B 较小时, 所需要的存储量小且可快速实现.

总测量矩阵 Φ 是否满足 RIP 性质? 以下证明说明只要分块测量矩阵 Φ_B 满足 RIP 性质, 总测量矩阵 Φ 也满足 RIP 性质.

定义 1 设 Φ_B 是 $M_B \times P$ 的测量矩阵, 常数 δ_k 称为 Φ_B 的限制等容常数, 是指对 $\forall \mathbf{x} \in R^P$ 且 \mathbf{x} 是 K -稀疏的向量, 满足不等式:

$$(1 - \delta_k) \|\mathbf{x}\|_2^2 \leq \|\Phi_B \mathbf{x}\|_2^2 \leq (1 + \delta_k) \|\mathbf{x}\|_2^2 \quad (8)$$

的最小值. 根据文献[22], δ_k 满足如下不等式:

$$\delta_1 \leq \delta_2 \leq \delta_3 \leq \dots \leq \delta_k \quad (9)$$

下面的定理表明如果 Φ_B 满足 RIP 性质, 则 Φ 同样满足 RIP 性质.

定理 1 若 δ_k 是 Φ_B 由定义 1 给出的限制等容常数, 则矩阵 Φ 的限制等容数 δ'_k 满足: $\delta'_k \leq \delta_l \leq \delta_k$, 其中 $l = \max_i l_i$, l_i 是 K -稀疏向量下标在 D_i 上的分布的个数, $D_i = \{ (i-1) * P + 1, (i-1) * P + 2, \dots, i * P \}$.

证明 (1) 设 $\forall \mathbf{x} \in R^{P * n}$ (n 表示 Φ 中块矩阵 Φ_B 的个数), 且 \mathbf{x} 是 K -稀疏向量, 其稀疏下标集为 T , $|T| \leq k$, 则: $T \subset \bigcup_{i=1}^n D_i$. 其中:

$$D_i = \{ (i-1) * P + 1, (i-1) * P + 2, \dots, i * P \} \quad (10)$$

记 $T_i = T \cap D_i$, $l_i = |T_i|$. \mathbf{x}_i 表示 K -稀疏向量在下标集合 T_i 与 \mathbf{x} 取值一致, 其余分量为 0, 且 $\mathbf{x}_i \in R^{P * n}$. $\bar{\mathbf{x}}_i$ 为 \mathbf{x}_i 在集合 D_i 上截取后组成的 P 维向量, $\bar{\mathbf{x}}_i \in R^P$.

根据 \mathbf{x}_i 分块性, 有:

$$\|\mathbf{x}\|_2^2 = \sum_{i=1}^n \|\mathbf{x}_i\|_2^2 = \sum_{i=1}^n \|\bar{\mathbf{x}}_i\|_2^2 \quad (11)$$

记 $\Phi_i = \begin{bmatrix} 0 & & & \\ & \Phi_B & & \\ & & \ddots & \\ & & & 0 \end{bmatrix}$ 表示第 i 个分块为 Φ_B 、其余

为 0 的分块矩阵。由 Φ 的分块特性,有:

$$\|\Phi x\|_2^2 = \sum_{i=1}^n \|\Phi_i x_i\|_2^2 = \sum_{i=1}^n \|\Phi_B \bar{x}_i\|_2^2 \quad (12)$$

(2) 向量 $\bar{x}_i \in R^P$ 且 l_i 是稀疏的,根据定义(1),有:

$$(1 - \delta_l) \|\bar{x}_i\|_2^2 \leq \|\Phi_B \bar{x}_i\|_2^2 \leq (1 + \delta_l) \|\bar{x}_i\|_2^2 \quad (13)$$

令 $l = \max_i l_i$, 由于 $l_i \leq k$, 根据式(9),有: $\delta_l \leq \delta_l \leq \delta_k$ 。

因此,根据式(11)、(12)、(13),可以得到:

$$\begin{aligned} (1 - \delta_k) \|\mathbf{x}\|_2^2 &= (1 - \delta_l) \sum_{i=1}^n \|\bar{x}_i\|_2^2 \leq \|\Phi \mathbf{x}\|_2^2 \\ &\leq \sum_{i=1}^n (1 + \delta_l) \|\bar{x}_i\|_2^2 \leq (1 + \delta_l) \sum_{i=1}^n \|\bar{x}_i\|_2^2 \leq (1 + \delta_k) \|\mathbf{x}\|_2^2 \end{aligned} \quad (14)$$

由定义(1)可知, δ_k' 是满足公式(14)的最小数,可得: $\delta_k' \leq \delta_l \leq \delta_k$ 。

定理 1 表明采用分块测量方式,在保证整体测量矩阵 Φ 的 RIP 性质同时,降低问题的维度,这点在图像分块测量中具有重要意义。

4 基于 MSAMP 算法的图像检索匹配过程

本文提出基于压缩感知理论并结合 MSAMP 算法的图像检索框架如图 3 所示。检索算法的核心框架的重点在于:如果待检索图像与比对图像相似,其测量差量是一个足够稀疏的信号。对于测量差量,采用 MSAMP 算法进行原信号重构时,其迭代步骤及稀疏值 SP 都较小,由此判断比对图像与待检索图像是否相似。

采用以上描述的框架,以压缩感知测量值为基础,利用 MSAMP 算法计算检索相似度,形成检索算法见算法 2。

算法 2 图像检索匹配算法

输入:观测矩阵 Φ_B , 步长 s 。

输出:与图像 T 满足相似度要求的检索图像。

初始条件:待检索图像为 T' , 图像库中的任意图像为 T 。

方法:

Step1: 对于待检索的图像 T' , 按照第 3 节表达方式进行分块;

Step2: 对于第 i 块图像,采用计算测量公式 $Y_i' = \Phi_B x_i$ 进行计算, x_i 代表第 i 块分块图像以列为优先形成的各种分类原始信号,如颜色、纹理等信号。

①对于颜色 R、G、B,分别以 Y_{Ri} 、 Y_{Gi} 、 Y_{Bi} 代表测量值 ($i = 1, 2,$

\dots, n);

②对于纹理特征,以 Y'_{Pi} ($i = 1, 2, \dots, n$) 代表测量值。

Step3: 查询图像 T 的测量向量存储库,获取该图像的测量值:

Y_{Ri} 、 Y_{Gi} 、 Y_{Bi} 、 Y_{Pi} ($i = 1, 2, \dots, n$)。

Step4: 分别计算各类测量值差值。

$D_{Ri} = Y_{Ri} - Y'_{Ri}$

$D_{Gi} = Y_{Gi} - Y'_{Gi}$

$D_{Bi} = Y_{Bi} - Y'_{Bi}$

$D_{Pi} = Y_{Pi} - Y'_{Pi}$

其中 ($i = 1, 2, \dots, n$)

Step5: 采用 MSAMP 算法,分别计算:

$\langle x_{Ri}, RK_i \rangle = \text{MSAMP}(\Phi_B, D_{Ri}, s)$

$\langle x_{Gi}, GK_i \rangle = \text{MSAMP}(\Phi_B, D_{Gi}, s)$

$\langle x_{Bi}, BK_i \rangle = \text{MSAMP}(\Phi_B, D_{Bi}, s)$

$\langle x_{Pi}, PK_i \rangle = \text{MSAMP}(\Phi_B, D_{Pi}, s)$

其中 ($i = 1, 2, \dots, n$)

Step6: 计算原始残量度量并归一化处理。

$$\begin{aligned} C = & (w_1 \sum_{i=1}^n \|x_{Gi}\|_2^2 + w_2 \sum_{i=1}^n \|x_{Bi}\|_2^2 + w_3 \sum_{i=1}^n \|x_{Ri}\|_2^2 \\ & + w_4 \sum_{i=1}^n \|x_{Pi}\|_2^2) / (\sum_{i=1}^n \|x_{Gi}\|_2^2 + \sum_{i=1}^n \|x_{Bi}\|_2^2 \\ & + \sum_{i=1}^n \|x_{Ri}\|_2^2 + \sum_{i=1}^n \|x_{Pi}\|_2^2 + 1) \end{aligned}$$

Step7: 计算稀疏性度量并归一化处理。

$$\begin{aligned} M = & (w_1' \sum_{i=1}^n \|GK_i\|_2^2 + w_2' \sum_{i=1}^n \|BK_i\|_2^2 + w_3' \sum_{i=1}^n \|RK_i\|_2^2 \\ & + w_4' \sum_{i=1}^n \|PK_i\|_2^2) / (\sum_{i=1}^n \|GK_i\|_2^2 + \sum_{i=1}^n \|BK_i\|_2^2 \\ & + \sum_{i=1}^n \|RK_i\|_2^2 + \sum_{i=1}^n \|PK_i\|_2^2 + 1) \end{aligned}$$

Step8: 计算整体相似性度量。

$$H = l_1 C + l_2 M$$

Step9: 若 $|H| < \epsilon$, 则图像与被检索图像的相似度较高,输出该图像作为检索结果之一。

本文的仿真实验中选取: $w_1 = w_2 = w_3 = w_4 = 0.25$, $w_1' = w_2' = w_3' = w_4' = 0.25$, $l_1 = 0.3$, $l_2 = 0.7$, $\epsilon = (B^2/n) \times 10^{-1}$, 输出前 50 幅检索图像。

5 仿真实验与分析

为验证算法的有效性,本文开发平台为 Matlab2012 和 Visual Studio 2008。测试平台为联想 M440S 个人电脑,硬件配置 CPU: Intel(R) I5-4200U 4 * 2.4GHz, 内存: 4GB DDR3L。操作系统为 32 位的 Windows7 SP1。采用 Corel image dataset 图像集,分别选取 1000 幅和 10000 幅图像进行仿真实验。图像库 1 包含 1000 幅图像,有 10 类,每类有 100 幅图像;图像库 2 包含 10000 幅图像,有 100 类,每类有 100 幅图像。根据 MSAMP 迭代次数和图像分块大小的不同,分别从检索速度、查准率这两个性能指标进行评价,同时与其它图像检索算法进行比较。

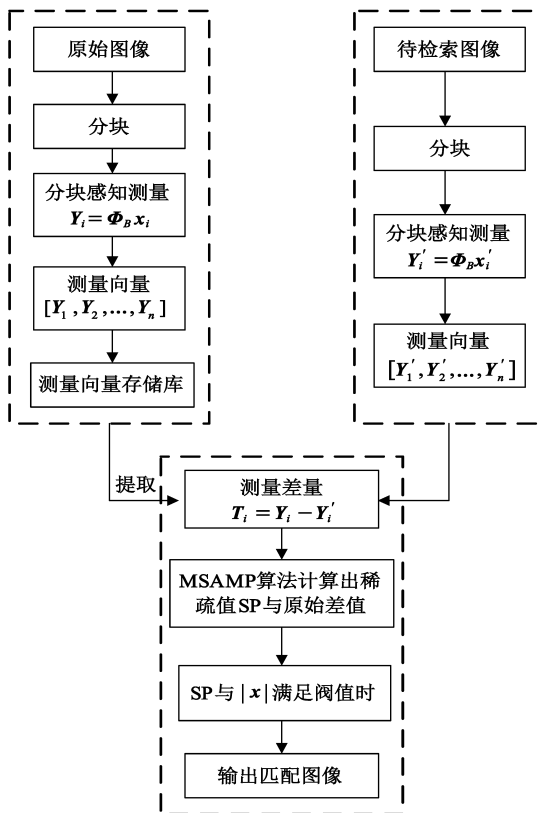


图3 基于MSAMP算法的图像检索框架

5.1 不同图像的检索效果分析

本文采用 MSAMP 算法实现图像的压缩感知重构, 根据 MSAMP 的迭代次数不同, 得到的重构稀疏系数也不同. 一般地, 迭代次数越多, 图像的重构稀疏系数非相关性越好, 由此得到的图像检索效果越好, 但图像的检索速度有所下降. 本文分别选取图像库 1 马和图像库 2 花等 2 类图像进行仿真, 分析不同图像的检索效果.

5.1.1 图像库 1 的图像检索效果

从图像库 1 中选取一幅马的图像, 以迭代阈值次数分别为 10、30 次为例进行仿真, 检索结果如图 4、图 5 所示. 从图中可以看出, 迭代 10 次的检索速度最快, 迭代 30 次的检索效果最好.

5.1.2 图像库 2 的图像检索效果

从图像库 2 中选取一幅花的图像, 分别采用 MSAMP 算法迭代 10 次和 30 次进行仿真, 检索结果如图 6 和图 7 所示. 从检索结果图中可以看出, 随着图像库数量的增加, 检索时间有所增加.

5.2 不同分块大小的检索性能对比

根据图像分块大小的不同, 图像检索的速度和准确率也不同. 一般地, 图像分块越小, 图像检索的准确率越高, 但检索速度相对越慢. 本文分别按照 $B=8$ 、 $B=16$ 、 $B=32$ 进行实验, 选取图像库 1 中 10 幅不同的图像, 从检索时间(单位: 秒)和查准率(单位: %)两方面进行对比, 结果如表 1 所示(注: 本次实验迭代次数为 30).



检索的图像大小为:256*384的彩色图像!迭代10次的检索时间为: 0.55281秒

图4 MSAMP算法迭代10次的检索结果—马



图5 MSAMP算法迭代30次的检索结果—马

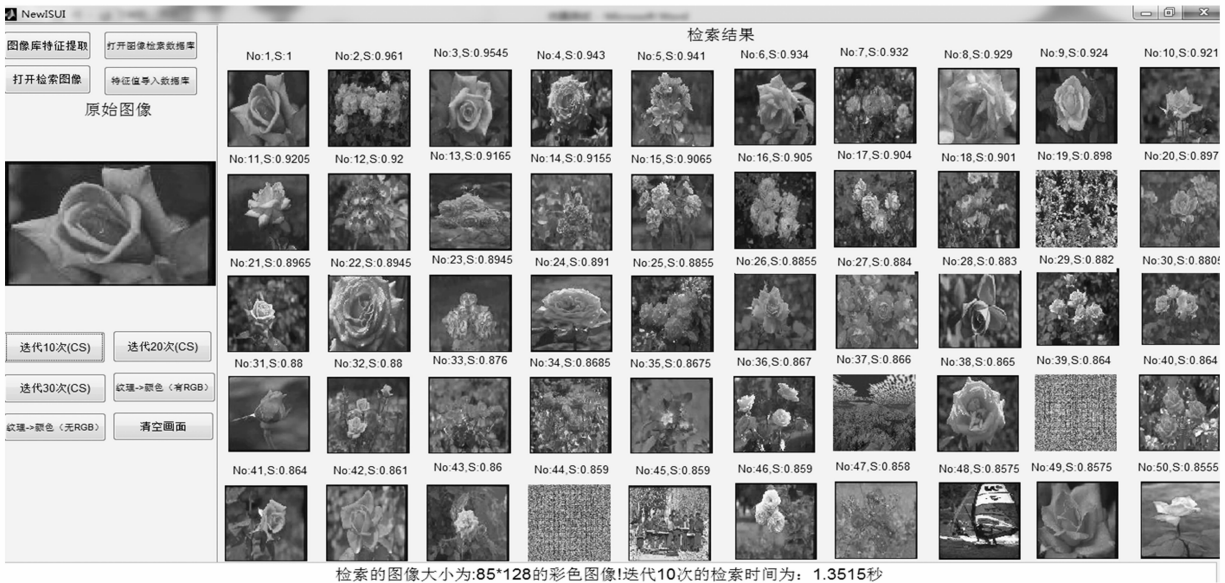


图6 MSAMP算法迭代10次的检索结果—花

5.3 不同算法的查准率对比

为了对比本文算法与其他算法在图像检索准确率方面的性能,选取图像库 1 中 10 类不同的图像,与文献 [6,7] 中的图像检索算法进行对比,结果如图 8 所示(注:该准确率是选取每个图像类别的前 50 幅图像的平均值,从检索时间上考虑,本次实验迭代次数为 30,图像分块大小 $B = 8$).从图中可以看出,对于同样的数据集,在检索时间近似的情况下,本文算法的准确率优于文献 [6,7] 算法的准确率,在针对各类图像的检索准确率方面具有更大的优势.

均值,从检索时间上考虑,本次实验迭代次数为 30,图像分块大小 $B = 8$).从图中可以看出,对于同样的数据集,在检索时间近似的情况下,本文算法的准确率优于文献 [6,7] 算法的准确率,在针对各类图像的检索准确率方面具有更大的优势.

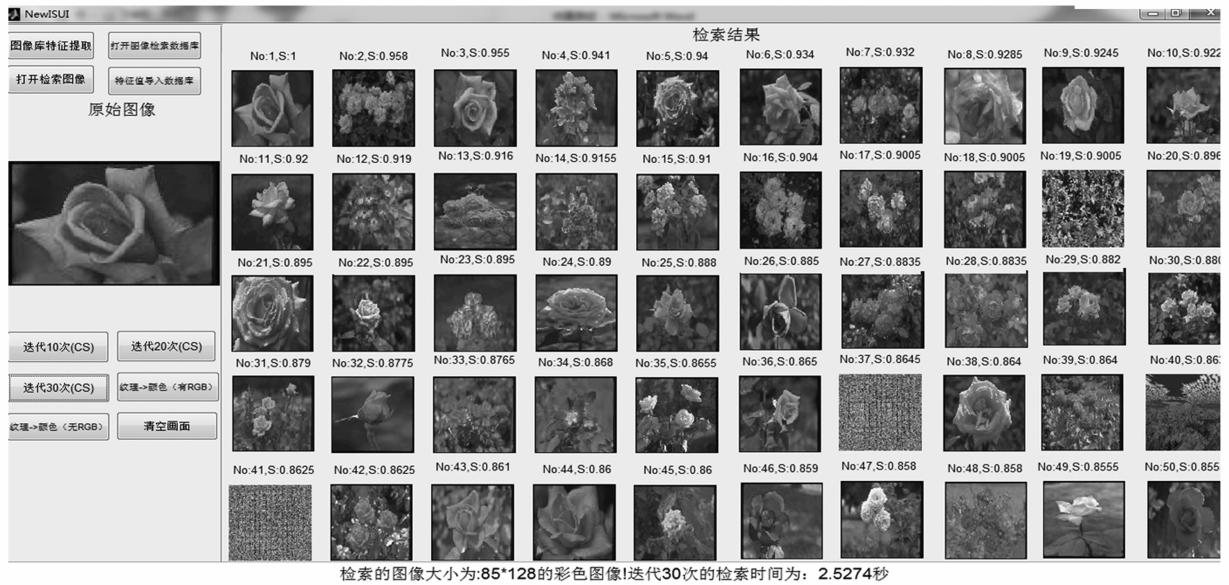


图7 MSAMP算法迭代30次的检索结果—花

表1 不同分块大小的检索性能对比

	$B = 8$		$B = 16$		$B = 32$	
	检索时间	查准率	检索时间	查准率	检索时间	查准率
africa	1.98	71.3	1.82	69.6	1.71	68.1
beach	1.96	71.4	1.78	68.7	1.68	66.5
building	1.97	65.3	1.84	63.3	1.71	62.1
bus	2.01	78.1	1.85	76.4	1.72	74.2
dinosaur	1.92	98.8	1.76	96.1	1.63	94.4
elephant	1.95	75.5	1.81	73.4	1.70	71.8
flower	1.93	92.4	1.77	90.7	1.64	88.5
horse	1.94	88.3	1.76	85.7	1.66	83.5
mountain	1.96	73.1	1.78	71.4	1.69	69.2
food	1.96	78.8	1.75	76.1	1.68	74.4

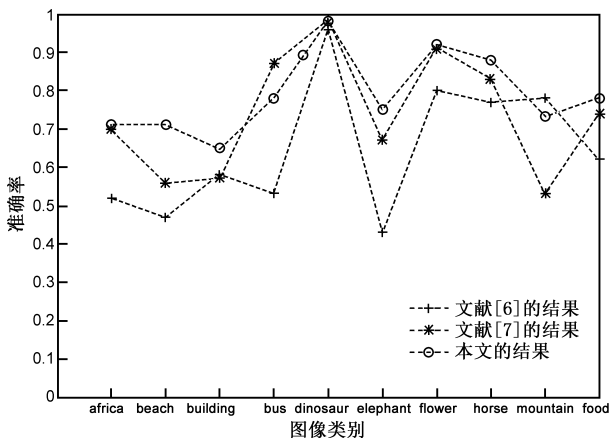


图8 与文献[6,7]的检索准确率对比结果

6 总结

基于压缩感知理论中原始信号的投影测量值的数据量远小于传统采样方法所获得的数据量,同时少量投影测量值能够准确重构出 K 稀疏的原始信号这两个特性,本文通过对图像的颜色和纹理原始信号进行分块压缩感知测量,提出了一种新的 MSAMP 算法并应用于计算图像的相似性度量,重点对测量差量的稀疏性进行估计,从而实现基于压缩感知的图像检索,拓展了压缩感知理论应用的思路 and 方向,实验数据表明算法在图像检索方面上取得了较好的效果.今后以本文提出的算法为基础,进一步研究重建信号并判断信号稀疏性的高效算法,为信息优化处理以及信息安全取证技术的研究作准备.

参考文献

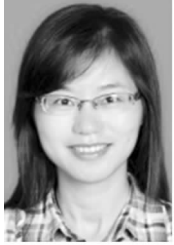
- [1] 何云峰,周玲,于俊清,等.基于局部特征聚合的图像检索方法[J].计算机学报,2011,34(11):2224-2233.
He Yunfeng, Zhou Ling, Yu Junqin, et al. Image retrieval based on locally features aggregating[J]. Chinese Journal of Computers, 2011, 34(11): 2224-2233. (in Chinese)
- [2] 庄凌,庄越挺,吴江琴,等.一种基于稀疏典型性相关分析的图像检索方法[J].软件学报,2012,23(5):1295-1304.
Zhuang Ling, Zhuang Yueting, Wu Jianguqin, et al. Image retrieval approach based on sparse canonical correlation analysis [J]. Journal of Software, 2012, 23(5): 1295-1304. (in Chinese)
- [3] 冯松鹤,郎丛妍,须德.一种融合图学习与区域显著性分析的图像检索算法[J].电子学报,2011,39(10):2288-

2294.
Feng Songhe, Lang Congyan, Xu De. Combining graph learning and region saliency analysis for content based image Retrieval [J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(10): 2288 – 2294. (in Chinese)
- [4] 李清勇, 胡宏, 施智平, 等. 基于纹理语义特征的图像检索研究[J]. 计算机学报, 2006, 29(1): 116 – 123.
Li Qingyong, Hu Hong, Shi Zhiping, et al. Research on texture based semantic image retrieval[J]. Chinese Journal of Computers, 2006, 29(1): 116 – 123. (in Chinese)
- [5] 刘丽, 匡纲要. 图像纹理特征提取方法综述[J]. 中国图象图形学报, 2009, 14(4): 622 – 635.
Liu Li, Kuang Gangyao. Overview of image textural feature extraction methods[J]. Journal of Image and Graphics, 2009, 14(4): 622 – 635. (in Chinese)
- [6] 贺广南, 杨育彬, 阮佳彬, 等. 基于视觉一致性的图像检索[J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(4): 503 – 509.
He Guangnan, Yang Yubin, Ruan Jiabin, et al. Image retrieval based on visual consistency[J]. Journal of Image and Graphics, 2011, 16(4): 503 – 509. (in Chinese)
- [7] M E ElAlami. A novel image retrieval model based on the most relevant features[J]. Knowledge – Based Systems, 2011, 24: 23 – 32.
- [8] 常哲, 侯榆青, 李明俐, 等. 综合颜色和纹理特征的图像检索[J]. 小型微型计算机系统, 2011, 32(1): 161 – 164.
Chang Zhe, Hou Yuqing, Li Mingli, et al. Image retrieval based on combined color with texture feature[J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2011, 32(1): 161 – 164. (in Chinese)
- [9] 孙君顶, 郭启强, 周雪梅. 基于颜色和纹理特征的彩色图像检索[J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(29): 176 – 178.
Sun Junding, Guo Qiqiang, Zhou Xuemei. Image retrieval based on color and texture features[J]. Computer Engineering and Applications, 2010, 46(29): 176 – 178. (in Chinese)
- [10] Donoho D. Compressed sensing[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(4): 1289 – 1306.
- [11] Candes E, Wakin M. An introduction to compressive sampling [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2008, 25(2): 21 – 30.
- [12] Romberg J. Imaging via compressive sampling[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2008, 25(2): 14 – 20.
- [13] 焦李成, 杨淑媛, 刘芳, 等. 压缩感知回顾与展望[J]. 电子学报, 2011, 39(7): 1651 – 1662.
Jiao Licheng, Yang Shuyuan, Liu Fang, et al. Development and prospect of compressive sensing [J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(7): 1651 – 1662. (in Chinese)
- [14] 练秋生, 周婷. 结合字典稀疏表示和非局部相似性的自适应压缩成像算法[J]. 电子学报, 2012, 40(7): 1416 – 1422.
Lian Qiusheng, Zhou Ting. Adaptive compressed imaging algorithm combined the sparse representation in the dictionaries with non-local similarity[J]. Acta Electronica Sinica, 2012, 40(7): 1416 – 1422. (in Chinese)
- [15] Joel Goodman, Keith Forysthe, Benjamin Miller. Efficient reconstruction of block-sparse signals[J]. IEEE Statistical Signal Processing Workshop, 2011: 629 – 632.
- [16] Taner Ince, Arif Nacaroglu, Nurdal Watsuji. Nonconvex compressed sensing with partially known signal support[J]. Signal Processing, 2013, 93(1): 338 – 344.
- [17] Haixiao Liu, Bin Song, Hao Qin, et al. An adaptive-ADMM algorithm with support and signal value detection for compressed sensing[J]. IEEE Trans on Signal Processing Letters, 2013, 20(4): 315 – 318.
- [18] T Wimalajeewa, H Chen, P K Varshney. Performance limits of compressive sensing-based signal classification [J]. IEEE Trans. on Signal Processing, 2012, 60(6): 2758 – 2770.
- [19] 周燕, 曾凡智, 卢炎生, 等. 基于压缩感知的图像检索方法研究[J]. 中山大学学报(自然科学版), 2014, 53(1): 57 – 62.
Zhou Yan, Zeng Fanzhi, Lu Yansheng, et al. An image retrieval method based on compressive sensing[J]. Acta Scientiarum Naturalium Universitatis SunYatsen, 2014, 53(1): 57 – 62. (in Chinese)
- [20] Candes E J. The restricted isometry property and its implications for compressed sensing[J]. Comptes Rendus Mathematique, 2008, 346(9 – 10): 589 – 592.
- [21] Mahdi Cheraghchi, Venkatesan Guruswami, Ameya Velingker. Restricted isometry of Fourier matrices and list decodability of random linear codes[A]. Proceedings of the ACM-SIAM Symposium on Discrete Algorithms (SODA), 2013. [C]. New Orleans: SIAM, 2013.
- [22] 许志强. 压缩感知[J]. 中国科学: 数学, 2012, 42(9): 865 – 877.
Xu Zhiqiang. Compressed sensing: a survey[J]. Sci Sin Math, 2012, 42(9): 865 – 877. (in Chinese)
- [23] Joel Tropp, Anna Gilbert. Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit[J]. IEEE Trans on Information Theory, 2007, 53(12): 4655 – 4666.
- [24] J Wang, S Kwon, B Shim. Generalized orthogonal matching pursuit[J]. IEEE Trans Signal Process, 2012, 60(12): 6202 – 6216.
- [25] Entao Liu, Vladimir N. Temlyakov. The orthogonal super greedy algorithm and applications in compressed sensing[J]. IEEE Trans on Information Theory, 2012, 58(4): 2040 – 2047.
- [26] Thong T D, Gan L. Sparsity adaptive matching pursuit algorithm for practical compressed sensing[A]. Proc of the Fortieth-Second Asilomar Conference on Signals System and Computers[C]. Pacific Grove, CA: IEEE, 2013. 581 – 587.
- [27] 甘伟, 许录平, 罗楠, 等. 一种自适应压缩感知重构算法

[J]. 系统工程与电子技术, 2011, 33(9): 1948 – 1953.
 Gan Wei, Xu Luping, Luo Nan, et al. Adaptive recovery algorithm for compressive sensing[J]. Systems Engineering and Electronics, 2011, 33(9): 1948 – 1953. (in Chinese)

[28] Jae Young Park, Han Lun Yap, Christopher J, et al. Concentration of measure for block diagonal matrices with applications to compressive sensing [J]. Signal Processing, IEEE Transactions on Preprint, 2011, 59(12): 1 – 30.

作者简介



周 燕 女, 1979 年 12 月生于江西抚州. 2004 年毕业于东华理工大学信息工程学院, 硕士学位. 现为佛山科学技术学院计算机系副教授. 主要研究方向: 图像处理.
 E-mail: zhouyan791266@163.com

赵慧民 男, 1966 年 3 月生于陕西, 1997 年、2001 年分别在西北工业大学和中山大学攻读硕士、博士学位. 现为广东技术师范学院教授, 广东省图像图形学会常任理事, 《电子学报》、《中山大学学报》等期刊审稿专家. 主要研究方向是压缩感知理论和信息安全技术.
 E-mail: zhaohumin@tom.com



曾凡智 男, 1965 年 1 月生于湖北洪湖. 1984 年、1987 年和 2009 年分别在厦门大学、中国科学院计算中心和华中科技大学获学士、硕士和博士学位. 现为佛山科学技术学院计算机系教授. 主要研究方向: 图像处理、数据挖掘.
 E-mail: coolhead@126.com

卢炎生 男, 1949 年生, 华中科技大学教授, 博士生导师, 主要研究方向为数据库与软件工程. 周月霞女, 1978 年 1 月生于湖北监利. 2003 年毕业于长江大学电子信息工程学院, 硕士学位. 现为佛山科学技术学院电子信息工程系讲师. 主要研究方向: 图像处理, 信息采集.
 E-mail: zyx19@tom.com