

# 基于二维压缩感知和分层特征的图像检索算法

周 燕, 曾凡智

(佛山科学技术学院 计算机系, 广东佛山 528000)

**摘 要:** 为了保留图像分析时的像素点位置关系及降维处理, 把一维压缩感知理论推广到二维, 建立了二维可稀疏信号的压缩测量模型, 研究了一种二维信号的自适应梯度下降重构 AGDR (Adaptive Gradient Descent Recursion) 算法, 由此提出了一种图像分层特征提取与检索方法. 首先对图像在 RGB 颜色空间上进行网格离散划分, 通过分层算子对图像进行分层映射, 定义一种基于颜色网格空间的扩展灰度共生矩阵, 采用二维测量模型获取图像的分层测量特征、纹理特征与分层颜色统计特征, 图像分层测量特征综合反映出图像的颜色及像素点位置的关系, 扩展灰度共生矩阵反映纹理特征. 其次用 AGDR 算法计算检索图像之间的原始信号差量及其稀疏值. 最后结合两类分层特征差量、稀疏值和颜色统计特征, 融合计算图像间整体相似度度量指标. 仿真实验表明, 应用分层二维压缩感知测量与 AGDR 算法的图像检索方法在检索时间、查全率和查准率等指标上具有优越性能, 为图像检索提供了新思路.

**关键词:** 二维压缩感知; 图像检索; 图像分层特征; 纹理特征; 自适应梯度下降重构

**中图分类号:** TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2016)02-0453-08

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2016.02.029

## An Image Retrieval Algorithm Based on Two-Dimensional Compressive Sensing and Hierarchical Feature

ZHOU Yan, ZENG Fan-zhi

(Department of Computer Science, FoShan University, Foshan Guangdong 528000, China)

**Abstract:** To retain the position relationship of pixels when image analyzing and dimension reducing, we extend the one-dimensional compressive sensing theory to two-dimensional, and establish a two-dimensional compressive measurement model for sparse signal. We study an adaptive gradient descent recursion algorithm for two-dimensional signal, and propose an image hierarchical feature extraction and retrieval method. Firstly, it conducts grid discrete division on the RGB color space, and mapping to the image by hierarchical operator. It defines an extended GLCM based on color grid space, and extracts the hierarchical measurement feature, texture feature and hierarchical color statistical feature by the two-dimensional measurement model. The hierarchical measurement feature of image reflects the position relationship between the image color and pixel, and the extended GLCM reflects the texture feature. Secondly, it calculates the original signal difference and sparse value between images by the AGDR algorithm. Finally, it calculates the overall similarity metrics between images by combining the two hierarchical feature difference, the sparse value and the color statistical feature. The simulation results show that the image retrieval method which applying hierarchical two-dimensional compressive sensing measurement and AGDR algorithm has superior performance on retrieval time, recall and precision, it provides a new idea for the image retrieval.

**Key words:** two-dimensional compressive sensing; image retrieval; image hierarchical feature; texture feature; adaptive gradient descent recursion

### 1 引言

基于内容的图像检索 (Content-based Image Retrieval, CBIR) 是采用图像的内容特征如颜色、纹理、形状等

底层物理特征进行图像的存储并检索的方法, 是当前图像检索领域最为活跃的一项技术<sup>[1-4]</sup>. 图像内容特征主要包括图像的颜色、形状、纹理、语义等特征, 目前对颜色、形状、纹理等低层物理特征抽取方法的研究较为

收稿日期: 2015-08-10; 修回日期: 2015-11-03; 责任编辑: 郭游

基金项目: 广东省自然科学基金 (No. 2015A030313635); 广东省科技计划 (No. 2014A010103037); 佛山市科技创新专项资金 (No. 2015AG10008, No. 2014AG10001); 佛山科学技术学院优秀青年教师培养计划 (No. fsyq201411); 佛山科学技术学院优秀青年人才培育项目

充分. 文献[1]提出了一种基于颜色连通性分析的图像纹理检索新方法. 文献[2]提出了一种基于区域划分的纹理提取与分类基础上的图像检索方法. 文献[3]提出了一种融合图像特征描述子及局部特征点建立词汇树的检索方法, 在同一对象的多场景环境下图像库中取得较好检索效果. 文献[4]提出了一种耦合图像 SIFT 特征与颜色特征多索引的图像检索方法, 通过在索引层级上特征加权融合, 以此提高检索精度. 目前这些算法在图像内容特征的提取效率及多特征融合检索方面均存在一些不足, CBIR 研究主要涉及两个方面: (1) 图像内容特征高效提取与分类; (2) 相似度度量与高效计算方法. 为了满足图像快速检索要求, 迫切需要采用新方法提取图像内容的综合特征并设计高效检索算法. 针对这两个问题, 本文采用压缩感知理论, 研究分层图像内容特征的提取以及度量基于图像内容特征的相似性指标, 由此提高检索精度和效率.

近年来一些学者采用分层思想, 把分形理论应用于图像的内容特征提取. 文献[5,6]应用分层方式获取灰度图像的各个分层, 并对每个分层图像进行分形维数分析, 形成一维向量作为内容特征, 再对图像进行分类. 对于纹理鲜明的自然图像, 分类效果较好, 但对于纹理特征较模糊的图像, 其分类效果有待改进.

Donoho 等人提出的压缩感知理论<sup>[7,8]</sup>得到了广泛应用. 对于可稀疏信号, 以远低于奈奎斯特频率进行压缩测量, 当测量矩阵满足一定 RIP (Restricted Isometry Property) 性质时<sup>[9,10]</sup>, 以少量测量值能精确重构原始信号. 自然图像在离散小波变换 (DWT)、离散余弦变换 (DCT)、离散傅里叶变换 (DFT) 等变换下具有稀疏性, 把压缩感知理论与图像分析及特征提取相结合, 可以把压缩测量值作为图像的一类内容特征. 作者在文献[11]中以压缩测量值作为图像特征并进行图像检索, 获得较好效果, 但在优化图像分块数方面有待进一步研究.

压缩感知理论应用于图像分析方面也存在一定局限. 例如在文献[12~14]中, 采用列优先方法对二维图像进行一维化处理, 这种处理方式会导致维数灾难, 并失去图像像素点之间的位置关系. 因此, 近来研究趋势是把一维压缩感知理论进行推广, 建立二维压缩感知模型, 对二维信号进行压缩测量与重构. 文献[15]提出一种二维压缩测量模型, 设计基于梯度下降迭代方法对图像进行压缩与重构分析, 但其重构只利用了图像全差量, 且迭代裁剪时采用硬阈值而没有考虑信号的稀疏值大小. 文献[16]通过对卫星图像进行时空二维压缩测量与重构分析, 从而获取较好编队卫星的压缩感知成像, 但需要选择较好的数字滤波矩阵. 文献[17]提出二维压缩模型及重构算法, 对遥感图像的变化区

域进行有效分析, 但对支撑集进行扩展时需要预估扩展系数. 作者在文献[18]中也提出了一种行列二维压缩测量模型, 采用分块方式提取图像特征, 取得较好的效果, 但分块数的增加会导致计算复杂度增加.

综上所述, 如何把压缩感知理论更有效地应用于二维图像分析、二维信号压缩测量与重构、图像内容特征高效提取并设计快速检索算法等方面有待深入研究. 本文引入分层思想, 在图像 RGB 颜色空间上进行离散网格划分, 通过分层算子对图像进行分层映射. 采用二维测量模型获取图像的分层测量特征、纹理特征与分层颜色统计特征, 研究了一种二维信号的自适应梯度下降重构 AGDR 算法, 并把该算法重构的信号差量及稀疏值应用于图像相似度的计算, 从而建立一种基于分层的二维压缩感知图像检索框架. 主要研究内容包括: (1) 研究图像 RGB 颜色空间的离散方式与网格划分, 设计分层算子对图像进行分层映射, 定义一种基于颜色空间网格的扩展灰度共生矩阵; (2) 构建二维压缩感知测量模型, 设计满足 RIP 条件的行列测量矩阵, 获取图像的分层测量特征与纹理特征; (3) 提出一种二维信号的自适应梯度下降重构 AGDR 算法; (4) 结合 AGDR 算法, 获取各类特征差量及稀疏值, 融合计算图像间的整体相似度度量指标, 搭建分层二维压缩感知的图像检索框架.

## 2 二维压缩感知及重构

一维压缩感知理论指出: 对于一维信号  $x \in R^N$ , 存在基底  $\Psi_i (i = 1, 2, \dots, N)$ ,  $x$  表示为:

$$x = \sum_{i=1}^N s_i \Psi_i = \Psi s \quad (1)$$

其中  $\Psi$  是由  $\{\Psi_i\}_{i=1}^N$  构成的矩阵, 若系数  $s \in R^N$  只有  $K$  个分量非零, 则称  $x$  为可稀疏信号. 选定测量矩阵  $\Phi \in R^{M \times N} (M \ll N)$ , 对可稀疏信号进行测量, 得到测量值  $y \in R^M$ :

$$y = \Phi x = \Phi \Psi s = \Theta s \quad (2)$$

其中  $\Theta = \Phi \Psi$ , 若传感矩阵  $\Theta$  满足 RIP 条件, 则信号量  $x$  的重构与下列最优化问题等价:

$$\min_x \|\Psi^T x\|_0, \quad \text{s. t.} \quad y = \Phi x \quad (3)$$

问题(3)是一个非凸优化的 NP 问题. 当矩阵  $\Theta$  的 RIP 系数  $\delta_k$  满足  $\delta_{2k} \leq \sqrt{2} - 1$  时<sup>[10]</sup>, 问题(3)可以转化为等价的  $l_1$  范数优化问题求解. 由测量值  $y$  重构原始可稀疏信号  $x$  的问题, 研究者已提出许多经典算法, 典型的有 OMP 算法、SAMP 算法等. 作者在文献[11]中提出了一种改进的 MSAMP 算法并应用在图像检索上, 获得了较好的效果.

直接把一维压缩感知理论应用于二维图像处理时, 常用方法是把二维信号通过列优先变换为一维信

号,然后采用一维压缩感知进行处理.这种方法存在以下不足:(1)测量矩阵维数急剧升高,原始信号重构时需要巨量内存;(2)列优先变换失去了图像像素点之间的位置相对关系.针对这些不足,文献[19]提出了一种二维压缩感知模型来处理线阵推扫模式的二维图像,其实质是一维模型的简单推广.在压缩测量的同时,为了保持像素点的相对位置关系,作者在文献[18]中提出了一种 2D 压缩感知模型,设  $\Phi_1, \Phi_2 \in R^{M \times N}$  分别是行、列压缩测量矩阵,引入 2D 压缩测量过程如下:

$$Y = \Phi_1 X \Phi_2^T \quad (4)$$

其中  $X \in R^{N \times N}$  代表二维图像信号,  $Y \in R^{M \times M}$  为二维压缩测量值.在 DCT、DFT、DWT 等变换下,二维图像  $X$  是可稀疏的.设  $\Psi$  为相应离散变换基底组成的矩阵,  $X = \Psi^T S \Psi$ , 或者  $S = \Psi X \Psi^T$ , 变换后系数矩阵  $S \in R^{N \times N}$  是稀疏的.由二维测量值  $Y \in R^{M \times M}$  重构原始二维信号量  $X \in R^{N \times N}$ , 可归结为下列优化问题:

$$\min_x \|\Psi X \Psi^T\|_0, \quad \text{s. t.} \quad Y = \Phi_1 X \Phi_2^T \quad (5)$$

引进矩阵列优先进行排列的拉直算子:

$$\bar{X} = \text{Vec}(X), \quad \bar{Y} = \text{Vec}(Y)$$

其中  $\bar{X}, \bar{Y} \in R^{N^2}$ . 设  $\otimes$  代表矩阵的 Kronecker 积, 根据矩阵 Kronecker 积运算性质有:

$$\Psi X \Psi^T = \Psi \otimes \Psi \times \text{Vec}(X) = \Psi \otimes \Psi \bar{X}$$

$$\Phi_1 X \Phi_2^T = \Phi_2 \otimes \Phi_1 \times \text{Vec}(X) = \Phi_2 \otimes \Phi_1 \bar{X}$$

则 2D 优化问题(5)与下面 1D 问题(6)等价:

$$\min_x \|\Psi \otimes \Psi \bar{X}\|_0, \quad \text{s. t.} \quad \bar{Y} = \Phi_2 \otimes \Phi_1 \cdot \bar{X} \quad (6)$$

文献[20]指出:若  $\Phi_1, \Phi_2$  是归一化 Gauss 随机矩阵,则  $\Phi_2 \otimes \Phi_1$  以接近 1 的概率满足 RIP 条件.即对于 2D 信号重构问题(5),只要测量矩阵选取合适,就能够从二维测量值  $Y \in R^{M \times M}$  重构原始信号量  $X \in R^{N \times N}$ .

针对优化问题(5)的求解,文献[15]提出了基于全变差 TV (Total variation) 的阈值函数无约束优化问题,并采用迭代过程进行求解.该方法存在两方面的不足:(1)稀疏系数的剪裁使用硬阈值函数,没有考虑原始信号稀疏状态,其剪裁不具备自适应能力,迭代结束时,没有输出原始信号的稀疏值;(2)全变差 TV 只反映图像一阶导数情况.针对以上不足,提出如下改进算法:(1)引入段迭代步骤进行稀疏系数的自适应剪裁,同时根据段迭代次数计算并输出信号稀疏值大小.段迭代超出阈值时,表明原始信号不具备可稀疏条件,终止迭代过程;(2)引入二阶全变差 TOTV (Two Order Total variation) 作为罚值函数,进一步反映图像二阶导数特征.

考虑优化问题(5),引入二维信号  $X$  的二阶全变差 TOTV:

$$\text{TOTV}(X) = \sum_{1 \leq i, j \leq N} \left( \sqrt{(X_{i+1,j} - X_{i,j})^2 + (X_{i,j+1} - X_{i,j})^2} \right.$$

$$\left. + \sqrt{(X_{i-1,j} - 2X_{i,j} + X_{i+1,j})^2 + (X_{i,j-1} - 2X_{i,j} + X_{i,j+1})^2} \right)$$

其中  $X = (X_{i,j})_{N \times N} \in R^{N \times N}$ ,  $X_{N+1,j} = X_{N,j}$ ,  $X_{i,N+1} = X_{i,N}$ ,  $X_{0,j} = X_{1,j}$ ,  $X_{i,0} = X_{i,1}$ .

采用增广拉格朗日函数,优化问题(5)与无约束优化问题(7)等价:

$$\min_x f(X) = \min_x \left( \|\Psi X \Psi^T\|_0 + \lambda \text{TOTV}(X) + c \|Y - \Phi_1 X \Phi_2^T\|_2^2 \right) \quad (7)$$

其中  $X \in R^{N \times N}$ ,  $\lambda, c$  分别为罚值系数.

对于问题(7)可采用梯度下降方法进行迭代求解.由于  $\|\Psi X \Psi^T\|_0$  计算偏导数困难,因此设计迭代算法时,以  $\text{TOTV}(X)$  的偏导数作为新迭代值的选择方向,把  $\|\Psi X \Psi^T\|_0$  作为稀疏剪裁限制条件,剪裁过程采用段迭代自适应剪裁,把  $\min \|Y - \Phi_1 X \Phi_2^T\|_2^2$  作为最小二乘投影过程进行处理.由此给出自适应梯度下降重构 AGDR 算法重构二维原始信号.

#### 算法 1 AGDR 算法

输入:观测矩阵  $\Phi_1, \Phi_2$ 、测量值  $Y$ , 输入参数  $\theta$ .

输出:信号近似值  $X \in R^{N \times N}$  或者稀疏值  $X_{sp} \in R^1$ .

初始条件:取  $X^0 = \Phi_1^T (\Phi_1 \Phi_1^T)^{-1} \cdot Y \cdot (\Phi_2^T (\Phi_2 \Phi_2^T)^{-1})^T$ ,  $k=1, I=s$ , 大整数  $M$ , 段迭代上限阈值  $N_{sp}$ , 段步长  $s$ .

方法:

(1) 计算  $\text{TOTV}(X^{k-1})$  的偏导数, 由偏导数给出新迭代值的搜索方向:

$$\begin{aligned} & \frac{\partial(\text{TOTV}(X^{k-1}))}{\partial(X^{k-1})} \Big|_{i,j} \\ &= \frac{2X_{i,j}^{(k-1)} - X_{i+1,j}^{(k-1)} - X_{i,j+1}^{(k-1)}}{\sum_{1 \leq i, j \leq N} \left( \sqrt{(X_{i+1,j}^{(k-1)} - X_{i,j}^{(k-1)})^2 + (X_{i,j+1}^{(k-1)} - X_{i,j}^{(k-1)})^2} \right) + \delta} \\ &+ \frac{4X_{i,j}^{(k-1)} - X_{i+1,j}^{(k-1)} - X_{i,j+1}^{(k-1)} - X_{i-1,j}^{(k-1)} - X_{i,j-1}^{(k-1)}}{\sum_{1 \leq i, j \leq N} \left( \sqrt{(X_{i-1,j}^{(k-1)} - 2X_{i,j}^{(k-1)} + X_{i+1,j}^{(k-1)})^2 + (X_{i,j-1}^{(k-1)} - 2X_{i,j}^{(k-1)} + X_{i,j+1}^{(k-1)})^2} \right) + \delta} \\ & \bar{X}_{i,j}^k = X_{i,j}^{k-1} - \lambda \frac{\partial(\text{TOTV}(X^{k-1}))}{\partial(X^{k-1})} \Big|_{i,j}, i, j = 1, 2, \dots, N \end{aligned}$$

其中  $\delta$  为非零小正数, 保证分母非零.

(2) 信号稀疏变换与反变换, 进行稀疏系数剪裁时, 保留最大的  $I$  个稀疏系数:

$$S = \Psi \bar{X}^k \Psi^T$$

$$\hat{X}^k = \Psi^T H(S, I) \Psi$$

其中,  $H(S, I)$  表示在  $S \in R^{N \times N}$  中保留绝对值最大的  $I$  个值, 其余的系数置为零.

(3) 采用最小二乘投影, 计算新迭代值及误差:

$$X^k = \hat{X}^k + \Phi_1^+ \cdot (Y - \Phi_1 \hat{X}^k \Phi_2^T) \cdot (\Phi_2^+)^T$$

$$R^k = Y - \Phi_1 X^k \Phi_2^T$$

其中  $\Phi_1^+, \Phi_2^+$  代表广义逆矩阵,

(4) 若  $\|X^k - X^{k-1}\| \leq \varepsilon$  或者  $k > N_{sp}$ , 停止迭代.

若  $\theta=0$ , 输出  $X = X^k$ , 若  $\theta=1$ , 输出  $X_{sp} = \text{MAX}(I, (k - N_{sp}) * M)$  代表信号的稀疏值.

(5) 若  $\|R^{k-1}\| \leq \|R^k\|$ , 表明剪裁时支撑集基数  $I$  值需要调整, 则进行段变换, 取  $I = I + s, k = k + 1$ , 转(1).

根据以上算法, 把重构信号  $X$  或者稀疏值  $X_{sp}$  作为

算法 AGDR 的输出结果,记为:

$$\mathbf{X} = \text{ADGR}(\mathbf{Y}, \Phi_1, \Phi_2, 0)$$

$$\mathbf{X}_{sp} = \text{ADGR}(\mathbf{Y}, \Phi_1, \Phi_2, 1)$$

意味着由观测矩阵  $\Phi_1, \Phi_2$  以及二维测量值  $\mathbf{Y} \in R^{N \times N}$ , 能够重构二维信号  $\mathbf{X}$  并给出其稀疏值  $\mathbf{X}_{sp}$  的大小.

把 AGDR 算法用于图像检索时, 设  $Y_i$  表示某个分层图像的压缩测量值,  $Y'_i$  表示待检索图像的测量值, 其测量差值为  $\Delta Y_i = Y_i - Y'_i$ . 若图像相似度越高, 对应的原始信号差值  $\Delta X_i$  的大小及稀疏性越好, 因此可以作为图像相似度的重要评估指标.

### 3 分层二维压缩感知图像特征抽取

传统图像特征抽取过程, 一般考虑在图像的像素点平面区域上, 以分块划分方式进行像素点区域的离散化处理, 在此基础上抽取的图像特征数据具有明显局部性, 对图像全局特性反映不足. 文献[5, 6]针对灰度图像在灰度值空间上进行离散处理后, 统计出各离散层的分形维数作为图像的一类全局特征并进行图像分类分析, 取得较好效果. 本文拓展灰度值空间上离散化思想, 针对色彩图像的 RGB 空间进行三维网格离散化处理, 分析 RGB 空间上同一网格邻域内的像素点在平面区域的位置分布状况, 通过分层映射获取分层映射矩阵, 然后采用二维压缩测量, 从而获取图像的分层全局特征作为图像检索的一类重要内容特征. 图像离散化处理与特征抽取过程如下:

(1) 设  $\mathbf{I}(i, j) = (I_R(i, j), I_G(i, j), I_B(i, j))^T$  代表大小为  $N \times N$  的二维图像  $X$  的 RGB 图像点颜色分量值:

$$I_R(i, j) \in [0, d], I_G(i, j) \in [0, d], I_B(i, j) \in [0, d]$$

其中  $i, j = 1, 2, \dots, N$ .

(2) 对二维图像的 RGB 颜色空间进行网格离散化处理: 选取整数  $h$ , 分别对 RGB 区间  $[0, d]$  进行分段处理, 即:  $d_0 = 0 < d_1 < d_2 < \dots < d_L = d$ , 其中  $d_i = i * h, i = 0, 1, \dots, L, L = d/h$ . 图像的 RGB 颜色空间被割分成小的立方体网格, 如图 1 所示:

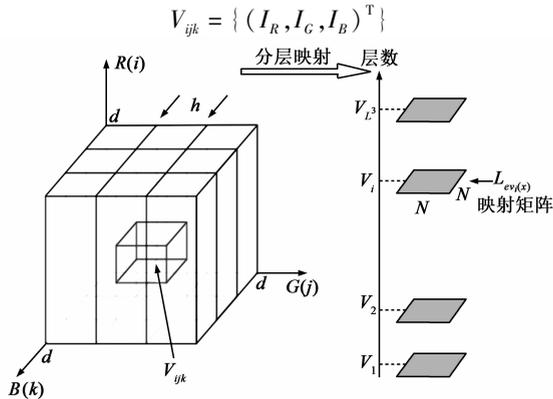


图1 RGB颜色空间分割与分层映射图

其中  $(i-1) * h \leq I_R < i * h, (j-1) * h \leq I_G < j * h, (k-1) * h \leq I_B < k * h, i, j, k = 1, \dots, L$ .

(3) 对 RGB 空间的立方体网格按照行优先次序排序, 得到立方体序列:

$$V_l, l = 1, 2, \dots, L^3$$

其中:  $V_l = V_{ijk}, i = l / (L^2) + 1, j = (l \% (L^2)) / L + 1, k = (l \% (L^2)) \% (L)$ .

在  $V_l$  上对原始图像进行分层映射:

$$\text{Lev}_l(i, j) = \begin{cases} 1, & \text{if } (I_R(i, j), I_G(i, j), I_B(i, j))^T \in V_l \\ 0, & \text{else} \end{cases}$$

其中  $l = 1, 2, \dots, L^3, i, j = 1, 2, \dots, N$ .

(4) 分层二维压缩感知特征: 矩阵  $\text{Lev}_l(\mathbf{X}) = (\text{Lev}_l(i, j))_{N \times N}$  反映了在同一颜色网格上图像像素点在平面上的分布状况. 若分层处理整数  $L$  选取合适, 则  $\text{Lev}_l(\mathbf{X})$  是一个稀疏二维信号, 选取归一化 Gauss 随机矩阵  $\Phi_1, \Phi_2 \in R^{M \times N} (M \ll N)$ , 对二维信号  $\text{Lev}_l(\mathbf{X})$  进行二维压缩感知测量:

$$Y_l = \Phi_1 \text{Lev}_l(\mathbf{X}) \Phi_2^T \in R^{M \times M} \quad (8)$$

其中  $l = 1, 2, \dots, L^3$ .

把  $Y_l \in R^{M \times M}$  作为原始图像的分层二维压缩感知特征, 它代表颜色相近的像素点的平面分布情况, 是形状、区域等图像特征的集中体现. 把  $Y_l$  作为图像内容特征参与图像的检索计算.

(5) 统计每个分层颜色的特征:

$$n_l = \sum_{1 \leq i, j \leq N} \text{Lev}_l(i, j) / N^2 \quad (9)$$

其中  $l = 1, 2, \dots, L^3$ .

$n_l$  代表每个网格层上像素点出现的概率分布情况, 是传统颜色直方图的扩展.

(6) 基于颜色空间网格上的扩展灰度共生矩阵定义为:

$$P(\theta, d) = (P_{l_1, l_2}(\theta, d) / N^2)_{L^3 \times L^3}$$

$$P_{l_1, l_2}(\theta, d) = \# \{ ((i_1, j_1), (i_2, j_2)), i_1, j_1, i_2, j_2 \in [1, N] \}$$

其中  $\mathbf{I}(i_1, j_1) \in V_{l_1}, \mathbf{I}(i_2, j_2) \in V_{l_2}$ , 并且:

$$\| (i_1, j_1)^T - (i_2, j_2)^T \|_2 \leq d, \arctg \left( \frac{j_2 - j_1}{i_2 - i_1} \right) = \theta$$

其中  $l_1, l_2 = 1, 2, \dots, L^3, \theta = \theta_1, \dots, \theta_H, d = d_1, \dots, d_H$ .

以上定义的基于颜色空间网格扩展灰度共生矩阵是传统灰度共生矩阵的推广, 参数  $\theta_i, d_j$  代表不同角度、不同距离的参数, 它集中反映了分层图层间的纹理特征, 也是二维可稀疏信号. 采用式(4)进行二维压缩测量, 得到与纹理相关的压缩测量特征值:

$$PY_l = PY_{ij} = \Phi_1 P(\theta_i, d_j) \Phi_2^T \in R^{M \times M} \quad (10)$$

其中  $l = (i-1)H + j; i, j = 1, 2, \dots, H$ .

### 4 基于 AGDR 算法的图像检索匹配过程

本文提出的分层二维压缩感知获取图像特征并

结合 AGDR 算法的图像检索框架如图 2 所示. 检索算法的重点在于: 如果待检索图像与比对图像相似, 则各分层压缩感知测量特征值  $Y_i$  的差量足够小. 采用 AGDR 算法进行二维信号重构时, 其原始信号差量及稀疏值也足够小, 由此判断图像与待检索图像的相似性.

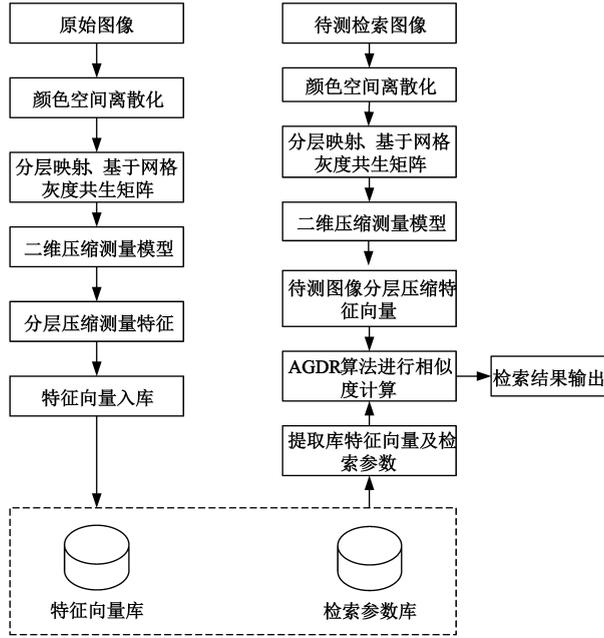


图2 基于AGDR算法的图像检索框架

基于以上框架的图像检索算法如下:

#### 算法2 图像检索匹配算法

输入: Gauss 归一化随机矩阵  $\Phi_1, \Phi_2 \in R^{M \times N}$ , 分层数  $L$ .

输出: 与待检索图像  $T'$  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: 对于待检索图像  $T'$ , 按照本文第 3 节表达方式进行分层. 获取分层映射  $Lev_i(X')$ , 采用式(8)的二维压缩测量模型计算分层压缩测量特征  $Y_i = \Phi_1 Lev_i(X') \Phi_2^T$ , 其中  $i = 1, 2, \dots, L^3$ .

Step2: 采用式(9)获取每个分层的颜色统计特征  $n_i$ , 其中  $i = 1, 2, \dots, L^3$ .

Step3: 对于基于颜色空间网格的灰度共生矩阵, 采用式(10)获取与纹理有关的压缩测量特征  $PY_i'$ , 其中  $i = 1, 2, \dots, L^3$ .

Step4: 查询图像  $T$  的测量特征值存储库, 获取  $T$  的分层测量特征值:  $Y_i, n_i, PY_i'$ , 其中  $i = 1, 2, \dots, L^3$ .

Step5: 分别计算各类分层测量值的差值:

$$\Delta Y_i = Y_i - Y_i'$$

$$\Delta PY_i = PY_i - PY_i'$$

$$\text{其中 } i = 1, 2, \dots, L^3.$$

Step6: 采用 ADGR 算法, 分别计算:

$$(\Delta X_i) = ADGR(\Delta Y_i, \Phi_1, \Phi_2, 0);$$

$$(\Delta X_{sp_i}) = ADGR(\Delta Y_i, \Phi_1, \Phi_2, 1)$$

$$(\Delta P_i) = ADGR(\Delta PY_i, \Phi_1, \Phi_2, 0)$$

$$(\Delta P_{sp_i}) = ADGR(\Delta PY_i, \Phi_1, \Phi_2, 1)$$

$$(\Delta n_i) = abs(n_i - n_i')$$

$$\text{其中 } i = 1, 2, \dots, L^3.$$

Step7: 计算图像间的综合相似指标:

$$Sim(X) = \sum_{i=1}^{L^3} \log(1 + \Delta X_{sp_i}) / (1 + \|\Delta X_i\|)$$

$$Sim(P) = \sum_{i=1}^{L^3} \log(1 + \Delta P_{sp_i}) / (1 + \|\Delta P_i\|)$$

$$Sim(C) = 1 / (1 + \sum_{i=1}^{L^3} \Delta n_i)$$

Step8: 计算整体相似度并作归一化处理:

$$S = (\varepsilon_1 Sim(X) + \varepsilon_2 Sim(P) + \varepsilon_3 Sim(C))$$

$$/ (1 + Sim(X) + Sim(P) + Sim(C))$$

Step9: 按照图像与被检索图像的相似度  $S$  从大到小排序, 输出前若干图像作为检索结果之一.

本文的仿真实验中, 可根据不同类别选取具体的加权系数  $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \varepsilon_3$ .

## 5 仿真及实验结果分析

### 5.1 实验数据和实验环境

本文开发平台为 Matlab R2010b 和 Visual Studio 2012. 测试平台为个人电脑, 硬件配置 CPU: Intel (R) I3-2120, 主频 3.30GHz, 内存: 4GB. 操作系统为 64 位的 Windows7 SP1. 采用 2 个公开的图像库进行仿真测试.

### 5.2 检索效果分析

#### 实验1 图像库1的检索效果

图像库 1 是 Corel image dataset 图像集, 包含 1000 幅图像, 共 10 类, 每类 100 幅, 包括非洲、海滩、建筑、公交车、恐龙、大象、花、马、雪山和食物. 本文综合采用分层测量特征、分层纹理特征、颜色统计特征实现基于压缩感知的图像检索. 选取恐龙 (NO: 435) 和马 (NO: 796) 两幅图像作为检索示例, 检索结果如图 3 和图 4 所示, 每页 20 幅图像, 共 5 页. 恐龙 (NO: 435) 的检索时间为 0.109 秒, 查全率 100%; 马 (NO: 796) 的检索时间也为 0.109 秒, 查全率 92%.

#### 实验2 图像库2的检索效果

图像库 2 是从 CIFAR60000 中选取 6000 幅  $32 * 32$



图3 恐龙(NO:435)的检索结果



图4 马(NO:796)的检索结果



图6 轮船(NO:48870)的检索结果

32 大小的图像集,共 10 类,每类 600 幅,包括飞机、汽车、猫、鸟、鹿、轮船、青蛙、巴士、马、狗.采用本文的算法,选取汽车(NO: 08305)和轮船(NO: 48870)两幅图像作为检索示例,检索结果如图 5 和图 6 所示,汽车(NO: 08305)的检索时间为 0.735 秒,查准率 86%;轮船(NO: 48870)的检索时间为 0.682 秒,查准率 86%.

合特征的平均查准率为 91.6%,颜色统计特征的平均查准率为 81.3%,高出 10.3%,对比结果如图 8 所示,同时,随机检索 100 张图像,平均检索用时为 0.112 秒.



图5 汽车(NO:08305)的检索结果

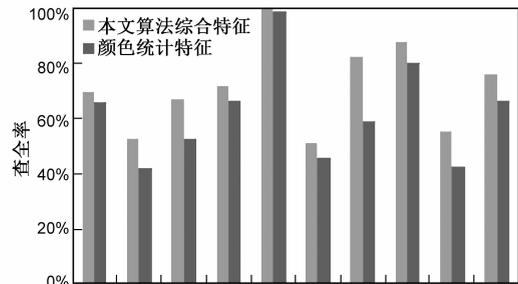


图7 综合特征与颜色统计特征平均查全率的对比图

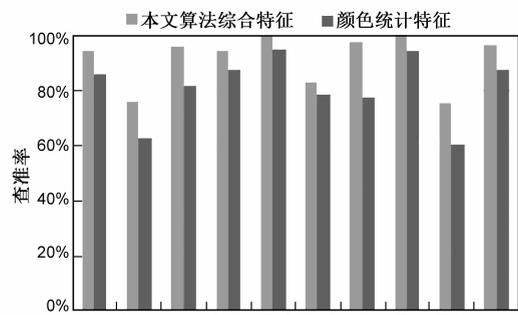


图8 综合特征与颜色统计特征平均查准率的对比图

### 5.3 本文算法性能分析

#### 实验 1 综合特征与颜色统计特征的检索性能对比

以图像库 1 作为测试图像集,即 Corel image dataset 图像集,对本文算法性能进行对比分析,包含 1000 幅图像,共 10 类,每类 100 幅.以检索结果的前面 20 幅图像作为查准率的统计依据,以检索结果的前面 100 幅图像作为查全率的统计依据,分别对这两方面的检索性能进行对比实验.

本文综合采用分层测量特征、分层纹理特征、颜色统计特征的平均查全率为 71.5%,而颜色统计特征的平均查全率为 62.6%,相比高出 8.9%;尤其花的查全率由 59.4% 提高到 82.6%. 沙滩、建筑、雪山等图像的平均查全率都有显著的提高,对比结果如图 7 所示. 综

相对于传统的基于颜色统计特征的图像检索算法,采用本文基于二维压缩感知的综合特征模型对测试图像集中所有类型的图像进行测试,实验结果表明其平均查准率和查全率都高于颜色统计特征.

#### 实验 2 不同分层的检索性能对比

为了验证本文算法的分层图像检索性能,以图像库 1 作为测试图像集,分别对测试图像集中 5 层、8 层、10 层的平均查准率和查全率进行统计分析,其结果如图 9 和 10 所示.从图中可以看出,8 层的整体平均查全率和查准率效果最佳.如果分层过于粗糙,会导致检索

色域变宽,如果分层过于精细,会导致检索色域变窄.

### 实验 3 本文算法在图像库 2 上检索性能分析

以图像库 2 作为测试图像集,从 CIFAR 数据集每类随机选取 600 幅,共 10 类图像,组成 6000 幅的数据集,各类平均查准率见图 11. CIFAR 数据集的图像特点较 Corel 的图像,样本更大,图像差异更加复杂,另外图像本身尺寸较小,分辨率较低,导致检索难度大大增加.

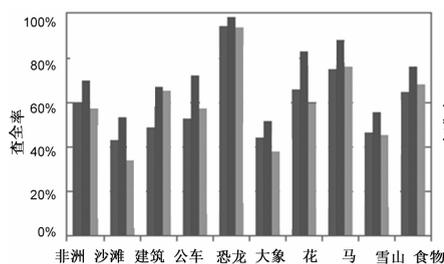


图9 不同分层的平均查全率对比图

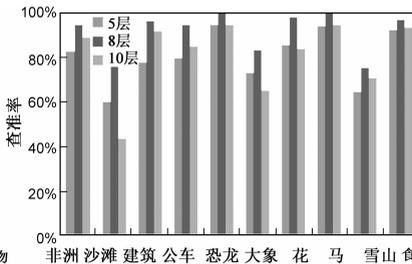


图10 不同分层的平均查准率对比图

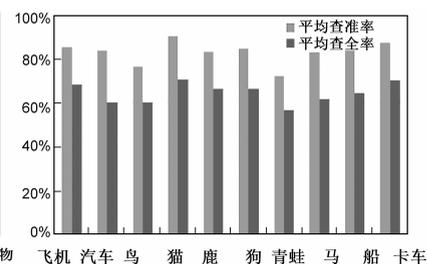


图11 图像库2平均查全率和查准率的对比图

## 5.4 不同算法的检索性能分析

为了客观地评价各种算法的图像检索性能,本文以查准率、查全率和检索用时作为评价指标,采用图像库 1 作为测试图像集,对每类图像任意选取 20 幅图像作为检索样本,对各类图像设置相应权值. 本文算法与文献[21~23]的各种图像查准率对比结果如表 1 所示. 从表中可以看出,本文算法具有较好的性能,多种图像的查准率达到 0.9,总的平均查准率也达到 0.916,比文献[21]高出 0.147.

表 1 图像查准率对比

类别	本文算法	文献[21]	文献[22]	文献[23]
	查准率	查准率	查准率	查准率
非洲	0.948	0.748	0.703	0.683
沙滩	0.760	0.582	0.561	0.540
建筑	0.963	0.621	0.571	0.562
公车	0.948	0.802	0.876	0.888
恐龙	1.000	1.000	0.987	0.992
大象	0.833	0.751	0.675	0.658
花	0.980	0.923	0.914	0.891
马	1.000	0.896	0.834	0.803
雪山	0.755	0.561	0.536	0.522
食物	0.970	0.803	0.741	0.733
平均	0.916	0.769	0.739	0.727

按照检索结果中返回的图像数量的不同,分别统计每类图像的平均查准率,其查准率随着检索返回的图像数量的变化而变化,图 12 给出了本文算法与文献[21~23]的平均查准率的比较结果. 从图中可以看出,随着检索返回的图像数量的增加,四类算法的平均查准率呈下降趋势,而本文算法的平均查准率明显高于其他三类算法.

本文算法与文献[21~23]的平均检索用时对比结果如图 13 所示. 本文算法的平均检索用时为 0.1 秒,

本文综合特征算法的平均查准率达到了 83.5%,平均查全率 64.9%,其中“猫”类平均查准率达到了 90.8%. 图像库的复杂度增大及图像库的容量增加对检索时间产生了影响. 随机统计 100 幅图像的检索时间,平均检索用时为 0.713 秒. 综合这两个库的实验来看,本文算法表现了优异性能.

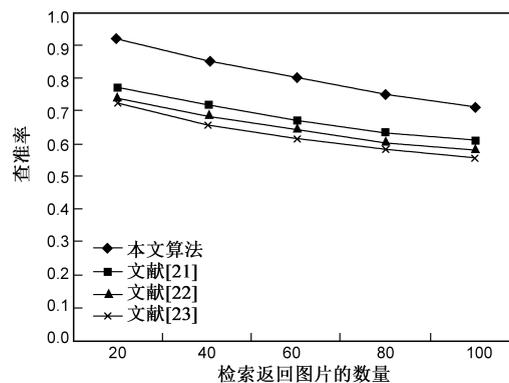


图12 本文算法与文献[21~23]的检索准确率对比结果

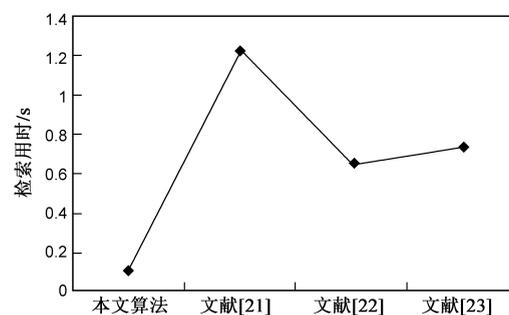


图13 本文算法与文献[21~23]的平均检索用时对比结果

是文献[22]所用时的 1/6,体现了压缩感知算法的高效性.

## 6 结论

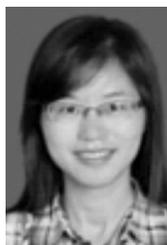
本文通过对图像在 RGB 颜色空间上进行网格离散划分,引入分层算子并定义基于颜色网格空间的扩展灰度共生矩阵,直接采用二维测量模型获取图像的分层测量特征、纹理特征与分层颜色统计特征. 分层测量特征综合反映出图像的颜色及像素点位置关系,扩展

灰度共生矩阵反映纹理特征. 设计一种二维可稀疏信号的 ADGR 重构算法用于计算图像相似性度量并进行图像检索. 仿真实验数据表明算法在图像检索方面具有较好的效果, 对二维压缩感知理论模型与应用做了有益探索. 下一步研究二维可稀疏信号重构高效算法, 建立相关反馈机制调整检索参数, 提高图像检索准确率.

#### 参考文献

- [1] 杨育彬, 陈世福, 林琛. 一种基于颜色连通的图像纹理检索新方法[J]. 电子学报, 2005, 33(1): 57-62.
- [2] Mohsen Zand, Shyamala Doraisamy, Alfian Abdul Halin. Texture classification and discrimination for region-based image retrieval[J]. J. Vis. Comm. Image R, 2015, 26: 305-316.
- [3] Xiaoyu Wang, Ming Yang, Timothee Cour, et al. Contextual Weighting for Vocabulary Tree based Image Retrieval [C]. ICCV2011, pp. 209-216, in Barcelona, Spain, November, 2011.
- [4] Liang Zheng, Shengjin Wang, Ziqiong Liu, et al. Packing and padding: coupled multi-index for accurate image retrieval[C]. CVPR2014, pp. 1947-1954, in Columbus, Ohio, USA, June, 2014.
- [5] Yong Xu, Hui Ji. Viewpoint invariant texture description using fractal analysis[J]. Int. J Comput Vis, 2009, 83: 85-100.
- [6] Yong Xu, Sibin Huang, Hui Ji. Scale-space texture description on SIFT-like textons[J]. Computer vision and image understanding, 2012, 116: 999-1013.
- [7] Donoho D. Compressed sensing[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(4): 1289-1306.
- [8] Candes E, Wakin M. An introduction to compressive sampling[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2008, 25(2): 21-30.
- [9] Mahdi Cheraghchi, Venkatesan Guruswami, Ameya Velingker. Restricted isometry of fourier matrices and list decodability of random linear codes[J]. Proceedings of the ACM-SIAM Symposium on Discrete Algorithms (SODA), 2013.
- [10] 许志强. 压缩感知[J]. 中国科学: 数学, 2012, 42(9): 865-877.
- [11] 周燕, 曾凡智, 赵慧民等. 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[J], 电子学报, 2014, 42(12): 2457-2466.
- [12] Lu Gan. Block compressed sensing of natural images [C]. //15 th Inter. Conf. on Digital Signal Proc. ,2007.
- [13] Duarte M F, Davenport M A, Takhaar D, et al. Single pixel image via compressed sampling [J]. IEEE Signal Proc. ,2008, 25(2): 83-91.
- [14] B. Han. F., Wu. D. Pl. Image representation by compressed sensing for visual sensor networks [J]. J. Vis Comm. ,2010, 21(4): 325-333.
- [15] Gao Chen, Defang Li, Jiashu Zhang. Iterative gradient projection algorithm for two-dimensional compressed sensing sparse image reconstruction [J]. Signal Processing, 2014, 104: 15-26.
- [16] 宗竹林, 胡剑浩, 朱立东, 等. 编队卫星合成孔径空时二维压缩感知成像[J]. 电波科学学报, 2012, 27(3): 626-631.
- [17] 程涛, 朱国宾, 刘玉安. 基于二维压缩感知的定向遥测与变化检测[J]. 红外与毫米波学报, 2013, 32(5): 456-461.
- [18] 周燕, 曾凡智, 卢炎生, 等. 面向制造领域的三视图模型组件快速检索方法研究[J], 中山大学学报(自然科学版), 2014, 53(04): 62-68.
- [19] 程涛, 朱国宾, 李小龙. 压缩感知的等效二维稀疏变换[J]. 半导体光电, 2014, 35(6): 1119-1122.
- [20] A Eftekerhar, M Babaie-Zadeh, et al. Two-dimensional random projection [J], Signal Processing, 2011, 91(7): 1589-1603.
- [21] Nishant Shrivastava, Vipin Tyagi. An efficient technique for retrieval of color images in large databases[J]. Computers and Electrical Engineering, 2014, 11(9): 1-14.
- [22] M E ElAlami, ElAlami ME. A novel image retrieval model based on the most relevant features [J]. Knowl-Based Syst 2011, 24: 23-32.
- [23] Lin Chuen-Horng et al. A smart content-based image retrieval system based on color and texture feature [J]. Image Vis Compute, 2009, 27: 658-65.

#### 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. 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



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