

一种 HSV 空间上分层压缩感知的图像检索算法*

周 燕¹, 曾凡智¹, 赵慧民²

- (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)

摘 要: 通过构建二维压缩感知测量模型, 提出一种分层 HSV 特征和分层纹理特征提取与图像检索新算法。在图像 HSV 空间上引入网格离散划分和分层映射算子, 定义一种基于 HSV 网格空间上的分层映射矩阵和拟灰度共生矩阵; 设计归一化 Gauss 随机矩阵作为测量矩阵, 使用二维压缩感知测量模型对上述两种矩阵进行压缩采样; 采用 PCA (Principal Component Analysis) 方法获取上述两种分层采样矩阵的特征值序列, 作为图像的分层 HSV 特征与分层纹理特征。最后融合上述两类特征综合计算图像间的整体相似度并实现图像检索。仿真实验表明, 上述两类特征具有很好的可区分性, 有效提高了图像检索效率, 特别对复杂背景的图像检索性能更优

关键词: 二维压缩感知; 分层纹理特征; 分层 HSV 特征; 拟灰度共生矩阵

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 0529-6579 (2016) 03-0077-06

An image retrieval algorithm based on hierarchical compressive sensing in HSV space

ZHOU Yan¹, ZENG Fanzhi¹, ZHAO Huimin²

- (1. Department of Computer Science, Foshan University, Foshan 528000, China;
2. School of Electronic and Information Engineering, Guangdong Polytechnic Normal University, Guangzhou 510665, China)

Abstract: By constructing a two-dimensional (2D) compressive sensing (CS) measurement model, a new image retrieval algorithm is proposed by extracting hierarchical HSV features and texture features. Firstly, the ideas of grid discrete partition and hierarchical mapping in HSV space are introduced, and hierarchical mapping matrix and similar GLCM in HSV grid space are defined. Secondly, the normalized Gauss random matrix is designed as measurement matrix, and compressive sampling on the above two matrixes is performed by 2D CS measurement model. With using PCA (Principal Component Analysis), the feature sequences as hierarchical HSV features and texture features are obtained from the above two hierarchical sampling matrixes. Finally, the above two features are infused to compute the overall similarity among images. Experimental results show that the above two features have good discrimination. It can improve the efficiency for image retrieval, and has good performance especially for images with complex backgrounds.

Key words: two-dimensional compressive sensing; hierarchical texture feature; hierarchical HSV feature; similar GLCM

* 收稿日期: 2015-12-26

基金项目: 广东省自然科学基金资助项目 (2015A030313635, 2015A030313672, 2016A030311013); 广东省科技计划资助项目 (2014A010103037); 广东省教育厅省级重大资助项目 (2014KZDXM060, 2015KGJHZ021); 广东省教育厅特色创新类资助项目 (2015KTSCX153); 佛山市科技创新专项资金资助项目 (2015AG10008, 2014AG10001); 佛山科学技术学院优秀青年教师培养计划资助项目 (fsyq201411)

作者简介: 周燕 (1979年生), 女; **研究方向:** 图像处理, 数字水印; E-mail: zhouyan791266@163.com

为了充分利用互联网环境下产生的海量数字图片资源,需要对其进行有效的存储、管理、重用及高效检索。基于内容的图像检索(Content-Based Image Retrieval, CBIR)正是解决此类问题的有效方法,也是当前图像分析、计算视觉中最为活跃的领域之一。CBIR 主要以颜色、纹理、形状等底层物理特征作为图像内容特征,研究重点包括图像内容特征的高效提取及相似度计算两个方面。由于单一的图像底层特征不能全面概括图像内容,融合多类特征实现图像检索成为主要研究方向。文献[1]提出了一种综合颜色、形状和纹理特征的图像检索方法,但权值系数的选择对检索精度影响较大。文献[2]提出了一种融合语义特征和视觉特征的纹理图像检索方法,但需要进行语义转换及反馈处理。结合人眼视觉特性,文献[3]提出了一种基于 HSV 空间的彩色边缘图像检索方法,但提取边缘特征丰富程度稍欠缺。文献[4]提出了在 HSV 空间上提取均值、标准误差等颜色特征,并采用灰度共生矩阵提取纹理特征的图像检索方法,但相似度计算过程较为复杂。文献[5]基于多尺度几何分析的 Contourlet 变换提取分层图的颜色、纹理特征,结合相关反馈机制提出了一种较有效的图像检索方法,但需要人机交互式参与。文献[6]提出了一种融合颜色、纹理、边界及形状特征的逐步逼近的图像检索方法,减少了初始候选集的大小,但未能考虑各类特征融合的相似度计算。文献[7]通过量化 HSV 颜色空间及结合颜色和纹理特征的特征向量构建权重系数,提出了一种融合颜色特征和纹理特征的图像检索方法。文献[8]通过提取轮廓段序列及计算基于动态规划的近似串匹配链的相似性,提出了一种基于用户绘制草图的图像检索方法。在文献[9]中,作者对压缩感知理论应用于图像快速检索中做了有益的探索。在文献[10]中,作者提出了一种行列二维压缩测量模型,提取图像特征并应用于图像检索,取得较好的效果,但计算量高度依赖于图像的分块数。综上所述,目前相关算法在高效特征提取及相似度计算等方面仍有待进一步提升。

本文基于压缩感知理论^[11-13],采用二维压缩测量模型,设计满足 RIP 条件的行列测量矩阵^[13],通过分层方式对图像 HSV 进行分层映射,获取图像分层 HSV 特征及分层纹理特征,设计一种融合分层 HSV 特征和纹理特征的图像检索算法。研究图像 HSV 空间上的离散划分与分层映射算子,定义一种基于网络空间的拟灰度共生矩阵,采用二维

压缩测量过程生成图像压缩测量值并构成矩阵,采用 PCA 方法获取协方差矩阵特征值序列,作为图像的两类内容特征向量,并提出多特征融合相似度度量指标。

1 相关工作

1.1 二维压缩感知测量模型

对二维可稀疏信号直接采用二维压缩感知测量过程能避免设计测量矩阵的维数灾难,同时也能保持图像像素点之间的相对位置。自然图像在离散余弦变换 DCT、离散傅里叶变换 DFT、离散小波变换 DWT 等变换下是二维可稀疏信号^[14]。文献[10]、[14]中提出了一种 2D 的压缩感知模型如下:

$$Y = \text{TDCS}(\Phi_1, \Phi_2, X) = \Phi_1 X \Phi_2^T \quad (1)$$

其中 $X \in R^{N \times N}$ 代表二维图像信号, $\Phi_1, \Phi_2 \in R^{M \times N}$ 分别是行、列压缩测量矩阵, $Y \in R^{M \times M}$ 代表二维压缩测量值。若 Φ_1, Φ_2 选取合适归一化 Gauss 随机矩阵,则通过等价 l_1 范数优化问题求解能够高概率地由测量值 Y 重构二维信号量 X ^[14]。因此采用公式(1)获取少量二维测量值 Y 可以作为原始图像 X 的一类内容特征。

1.2 压缩测量矩阵

测量矩阵的构造方法通常有三种:随机矩阵、结构随机矩阵与确定性矩阵。Gauss 随机矩阵是压缩感知研究中最常用的测量矩阵,它能以高概率满足 RIP 条件,对于长度为 N ,稀疏度为 K 的信号,仅需要 $M \geq cK \log(N/K)$ 个测量值就可以高概率地重构出原始信号。设 Gauss 随机矩阵 $G = (g_{ij})_{M \times N} = (G_1, G_2, \dots, G_N)$,其矩阵元素 $g_{i,j}$ 相互独立且服从均值为零、方差为 $1/\text{sqrt}(M)$ 的正态分布: $g_{i,j} \sim N\left(0, \frac{1}{\sqrt{M}}\right)$

通过对 Gauss 随机矩阵进行列归一化处理,选定测量矩阵 $\Phi_1 = \Phi_2 = \Phi$,其构造如公式(2)所示:

$$\Phi = (\Phi_{ij})_{M \times N} = \left(\frac{G_1}{\|G_1\|_2}, \frac{G_2}{\|G_2\|_2}, \dots, \frac{G_N}{\|G_N\|_2} \right) \quad (2)$$

2 图像特征提取

特征提取算法是 CBIR 的最重要研究内容,检索的准确率主要取决于图像特征的提取。在本文算法中,主要提取分层 HSV 特征和分层纹理特征。

2.1 分层 HSV 特征的提取

对于大小为 $N \times N$ 的二维 RGB 图像 X ,首先通

过颜色变换把图像从 RGB 空间变为 HSV 空间^[3]。然后通过二维压缩感知模型获取图像分层 HSV 特征，其算法过程如下。

1) 二维图像的 HSV 空间网格离散化：选取 H、S、V 轴的离散点对 HSV 空间进行离散网格划分，每个立方体网格单元记为 V_l ，对网格单元按照行优先次序排序，得到网格单元序列： $V_l (l = 1, 2, \dots, L)$ ，其中 L 代表网格单元总数。在网格单元 V_l 上，定义原始图像的稀疏分层映射算子

$$A: R^{N \times N} \times R^L \mapsto R^{N \times N \times L}, \text{ 如公式 (3) 所示:}$$

$$A(X, l) \doteq A(i, j, l) = \begin{cases} 1, & \text{if } (H(i, j), S(i, j), V(i, j))^T \in V_l \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (3)$$

其中 $l = 1, 2, \dots, L$; $i, j = 1, 2, \dots, N$ 。 $H(i, j), S(i, j), V(i, j)$ 分别代表像素点 (i, j) 处 HSV 值。

2) 分层 HSV 特征：对每个选定网格单元 V_l ，矩阵 $(A(i, j, l))_{N \times N}$ 反映了图像 HSV 空间上 V_l 邻域内的像素点在平面坐标上相对位置的分布状况。若 H、S、V 各分量的分层数选取合适，则第 l 层上矩阵 $(A(i, j, l))_{N \times N}$ 是一个稀疏二维信号，采用二维压缩感知模型公式 (1)，对其进行二维压缩感知测量：

$$Y_l = \text{TDCS} \cdot A = \text{TDCS}(\Phi_1, \Phi_2, A(X, l)) \in R^{M \times M} \quad (4)$$

其中 $l = 1, 2, \dots, L$ 。

从前面的讨论可知， $Y_l \in R^{M \times M}$ 可作为原始二维图像 X 的第 l 层分层映射矩阵的二维压缩感知测量值，它集中体现形状、区域等图像的内容特征。以矩阵 Y_l 的列向量为向量集，采用 PCA 方法计算期望值为零的协方差矩阵： $C_v = Y_l^T \cdot Y_l \in R^{M \times M}$ ，计算矩阵 C_v 的特征向量与特征值，把特征值按降序排列后形成图像第 l 层上的内容特征向量。

由于 $\tilde{x}^T \cdot C_v \cdot \tilde{x} = \tilde{x}^T Y_l^T \cdot Y_l \tilde{x} = |Y_l \tilde{x}|_2^2 \geq 0, \forall \tilde{x} \in R^M$ ，因此矩阵 C_v 是半正定矩阵，其 M 个特征值都非负且按降序排列后满足：

$$\lambda_{l,1} \geq \lambda_{l,2} \geq \dots \geq \lambda_{l,M} \geq 0$$

第 l 层的分层 HSV 特征向量定义为 λ_l ：

$$\lambda_l = (\lambda_{l,1}, \lambda_{l,2}, \dots, \lambda_{l,M})^T \quad (5)$$

其中 $l = 1, 2, \dots, L$ 代表分层的层数。

3) 分层 HSV 特征的可区分性：分层二维压缩感知测量值 $Y_l \in R^{M \times M}$ 及特征向量 λ_l ，比传统颜色直方图具有更好可区分性。

设有如图 1 所示的两个子图 T, T' ，其形态如下。

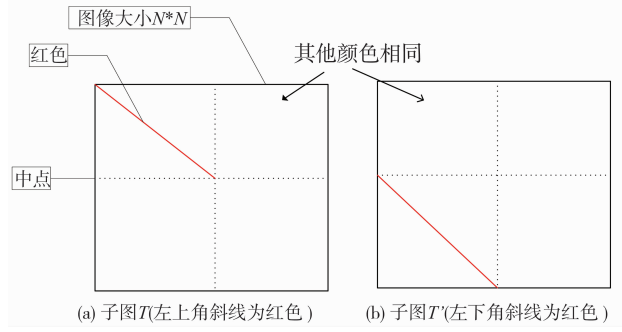


图 1 分层测量特征差异分析图

Fig. 1 Difference analysis for Hierarchical measurement feature

如图 1 所示，把子图 T, T' 划分为大小 $N/2 \times N/2$ 的 4 个子块，子图 T 的左上角子块与子图 T' 的左下角子块有红色对角线，其它子块的颜色都相同。按照颜色直方图进行计算，这两个子图对应的传统颜色直方图完全一样。

针对子图 T, T' ，下面分析本文提出的分层压缩感知测量特征的差异。

假设红色分层在第 l 层上，经过分层映射后，得到如下的分块矩阵：

$$A(T, l) = \begin{bmatrix} I & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$A(T', l) = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ I & 0 \end{bmatrix}$$

其中 $I, 0$ 分别代表 $N/2 \times N/2$ 的单位矩阵和零矩阵。

对测量矩阵 $\Phi_1, \Phi_2 \in R^{M \times N}$ 也做如下分块：

$$\Phi_1 = [\Phi_{11} \Phi_{12}], \quad \Phi_2 = [\Phi_{21} \Phi_{22}]$$

其中 $\Phi_{11}, \Phi_{12}, \Phi_{21}, \Phi_{22} \in R^{M \times (N/2)}$ 。

针对子图 T, T' ，采用公式 (4) 得到如下的分层二维压缩感知测量值：

$$Y_l = \Phi_1 \cdot A(T, l) \cdot \Phi_2^T =$$

$$[\Phi_{11} \Phi_{12}] \begin{bmatrix} I & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Phi_{21}^T \\ \Phi_{22}^T \end{bmatrix} = \Phi_{11} \cdot \Phi_{21}^T$$

$$Y_l' = \Phi_1 \cdot A(T', l) \cdot \Phi_2^T =$$

$$[\Phi_{11} \Phi_{12}] \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ I & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Phi_{21}^T \\ \Phi_{22}^T \end{bmatrix} = \Phi_{12} \cdot \Phi_{21}^T$$

在第 l 层上，它们的差异如下：

$$\|Y_l - Y_l'\|_2 = \|\Phi_{11} \cdot \Phi_{21}^T - \Phi_{12} \cdot \Phi_{21}^T\|_2 = \|(\Phi_{11} - \Phi_{12}) \cdot \Phi_{21}^T\|_2 \geq c_0 \quad (6)$$

$$\|C_v - C_v'\|_2 = \|Y_l^T \cdot Y_l - (Y_l')^T \cdot Y_l'\|_2 = \|\Phi_{21} \cdot \Phi_{11}^T \cdot \Phi_{11} \cdot \Phi_{21}^T - \Phi_{21} \cdot \Phi_{12}^T \cdot \Phi_{12} \cdot \Phi_{21}^T\|_2 =$$

$$\| \Phi_{21}(\Phi_{11}^T \cdot \Phi_{11} - \Phi_{12}^T \Phi_{12}) \cdot \Phi_{21}^T \|_2 \geq c_0' \quad (7)$$

其中 c_0, c_0' 是只与测量矩阵 Φ_1, Φ_2 相关的常数。

公式 (6)、(7) 表明, 针对子图 T, T' 的分层压缩测量值 Y_l 以及特征向量 λ_l , 由于它们保留了颜色空间分层邻域与像素点的位置关系, 因此能够体现更精细化的差异, 比传统的颜色直方图具有更好的可区分性。

2.2 分层纹理特征的提取

拟灰度共生矩阵与分层纹理特征: 传统灰度共生矩阵是用来描述纹理特征的经典数据结构, 是关于图像灰度级在空间分布上的综合描述, 通过提取有意义的统计特性来表达图像的纹理特征。灰度共生矩阵的构造依赖于像素点之间的方向和距离。在 HSV 空间网格划分基础上, 本文提出一种基于网格划分的拟灰度共生矩阵, 是关于图像网格邻域在空间分布上的综合描述。拟灰度共生矩阵与方向 θ 和距离 d 这两个参数有关, 其定义如下:

$$\mathbf{M}(\theta, d) = (M_{l_1 l_2}(\theta, d))_{L \times L}$$

$$M_{l_1 l_2}(\theta, d) = \left\{ \begin{array}{l} ((i_1, j_1), (i_2, j_2)) \cdot \\ \left. \begin{array}{l} (H(i_1, j_1), S(i_1, j_1), V(i_1, j_1))^T \in V_{l_1} \\ (H(i_2, j_2), S(i_2, j_2), V(i_2, j_2))^T \in V_{l_2} \\ \|(i_1, j_1)^T - (i_2, j_2)^T\|_2 = d \\ \arctg\left(\frac{j_2 - j_1}{i_2 - i_1}\right) = \theta \\ i_1, j_1, i_2, j_2 \in [1, N] \end{array} \right\} \end{array} \right. \quad \#$$

其中 $l_1, l_2 = 1, 2, \dots, L$ 代表分层的层数, $\#(\cdot)$ 表示集合基数。方向 θ 和距离 d 参数可选取如下序列:

$$\theta = \theta_i; \quad i = 1, 2, \dots, L_1;$$

$$d = d_j; \quad j = 1, 2, \dots, L_2$$

当参数 θ, d 选取不同角度、不同距离的参数时, 矩阵 $\mathbf{M}(\theta, d)$ 可以看作是传统灰度共生矩阵的推广, 它集中反映了 HSV 颜色空间分层邻域间的纹理特征。

矩阵 $\mathbf{M}(\theta, d)$ 是二维可稀疏信号, 采用公式 (1) 的二维压缩感知模型进行测量, 得到与纹理相关的分层测量值:

$$\mathbf{M}Y_l = \text{TDCS}(\Phi_1, \Phi_2, \mathbf{M}(\theta_i, d_j)) \in R^{M \times M} \quad (8)$$

其中 $l = (i-1) \times L_1 + j; i = 1, 2, \dots, L_1; j = 1, 2, \dots, L_2; l = 1, 2, \dots, L_3; L_3 = L_1 \times L_2$ 。

按照分层特征向量 λ_l 的计算方法, 计算半正定矩阵 $(\mathbf{M}Y_l)^T \cdot \mathbf{M}Y_l$ 的 M 个特征值并按照降序排列, 得到在第 l 层上基于拟灰度共生矩阵的分层

纹理特征向量, 记为 λ_l^m :

$$\lambda_l^m = (\lambda_{l,1}^m, \lambda_{l,2}^m, \dots, \lambda_{l,M}^m)^T \quad (9)$$

其中 $l = 1, 2, \dots, L_3$ 代表层数。 $\lambda_{l,i}^m, i = 1, 2, \dots, M$ 是矩阵 $(\mathbf{M}Y_l)^T \cdot \mathbf{M}Y_l$ 的第 i 个特征值。

由公式 (5) 和公式 (9) 生成的向量序列 λ_l, λ_l^m , 形成图像的分层 HSV 特征向量和分层纹理特征向量。

3 相似度计算

图像检索的关键在于确定待检索图像与图像集中的目标图像间的相似性, 确定图像间距离的度量公式。设待检索图像为 T' , 图像集中的任一目标图像为 T , 利用公式 (5)、(9) 得到两类特征向量 λ_l, λ_l^m 。其中跟纹理相关的分层测量特征向量 λ_l^m 与角度有较大的相关性, 因此采用余弦距离计算; 分层 HSV 特征向量 λ_l 采用欧式距离计算。通过选取加权系数融合计算图像的整体相似度:

$$D(\lambda_l, \lambda_{l'}) = \sqrt{\sum_{i=1}^M (\lambda_{l,i} - \lambda'_{l,i})^2}$$

$$D(\lambda_l^m, \lambda_{l'}^m) = 1 - \cos(\theta(\lambda_l^m, \lambda_{l'}^m)) = 1 - \frac{\lambda_l^{mT} \cdot \lambda_{l'}^m}{\|\lambda_l^m\|_2 \cdot \|\lambda_{l'}^m\|_2}$$

经过归一化处理得到图像间的整体相似度:

$$D(T, T') = \frac{\omega_1}{(1 + \sum_{l=1}^{L_1} D(\lambda_l, \lambda_{l'}))} + \frac{\omega_2}{(1 + \sum_{l=1}^{L_3} D(\lambda_l^m, \lambda_{l'}^m))} \quad (10)$$

4 实验结果与分析

本文采用的开发平台为 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 - 4200U4 × 2.4 GHz, 内存: 4GBDDR3L, 操作系统为 32 位的 Windows7 SP1。采用标准 Corel 图像集, 从中选取 1 000 幅图像进行仿真实验, 共 10 类, 每类 100 幅图像, 包括非洲、海滩、建筑、公交车、恐龙、大象、花、马、雪山和食物。图像大小为 256 × 384 和 384 × 256。

在本文的仿真实验中, 选取分层维数为 256, H、S、V 分量的离散点集 $\{H_i\}_0^{n_1}, \{S_j\}_0^{n_2}, \{V_k\}_0^{n_3}$ 取值分别为: $\{0, 20, 35, 50, 68, 94, 124, 153, 178, 205, 238, 265, 283, 303, 323, 345, 360\}, \{0.0, 0.15, 0.40, 0.75, 1.0\}, \{0.0,$

0.15, 0.40, 0.75, 1.0}。在计算拟灰度共生矩阵及分层纹理特征时，分别选取 8 个方向参数 $\theta = 0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ, 180^\circ, 225^\circ, 270^\circ, 315^\circ$ ，3 个距离参数 $d = 1, 2, 4$ 。在示例图像检索时，根据具体类别选取加权系数 $0 \leq \omega_1, \omega_2 \leq 1$ 进行组合，采用公式 (10) 计算整体相似度，按相似度大小排序后输出检索结果。

4.1 分层 HSV 特征与分层纹理特征的仿真实验

为了进一步分析分层 HSV 特征和分层纹理特征，选取 Corel 1 000 图像集中的五类图像，分别是马、花、非洲、恐龙、食物，对这五类图像分层纹理特征值和分层 HSV 特征值进行对比分析。分层纹理特征值对比如图 2 所示，同类图像的分层特征有较高的相似度，而不同类别图像的差别是非常明显的。对分层 HSV 特征作同样分析，图 3 是五种不同类别图像的 HSV 分层特征对比图，图中所示是对应的分层 HSV 特征向量 λ_l 的 2 - 范数值，不同类别图像的差别是非常明显的。

以上仿真实验表明，本文提取的分层 HSV 特征与分层纹理特征对不同类别的图像具有较高的可区分性，为提高图像的检索准确率奠定了基础。

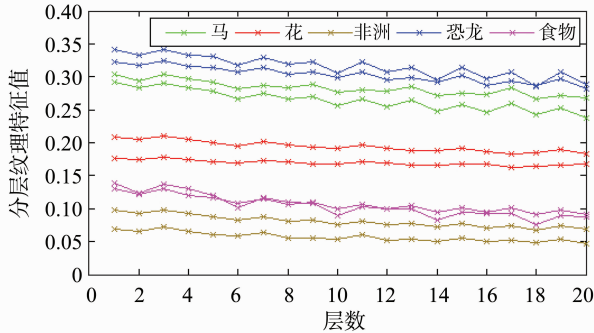


图 2 五类图像的分层纹理特征值对比图
Fig. 2 Comparison of hierarchical texture features for five kinds of images

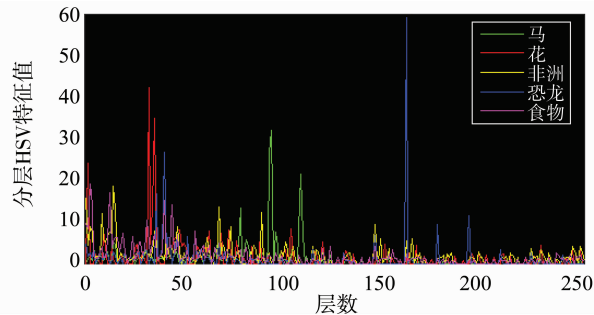


图 3 五类图像的分层 HSV 特征值对比图
Fig. 3 Comparison of hierarchical HSV features for five kinds of images

4.2 本文算法检索结果

本文采用 256 维的分层 HSV 测量特征向量和基于拟灰度共生矩阵的分层纹理测量特征向量进行组合检索。由于非洲和食物这两类图像的背景较复杂，在已有的检索算法中其检索准确率不高。利用本文算法得到的检索结果如图 4 - 5 所示，每页包含 25 幅图像，其中第一页的检索结果全部相关，表明本文算法的检索准确率较高。



图 4 “非洲”图像的检索结果
Fig. 4 Retrieval result for African image

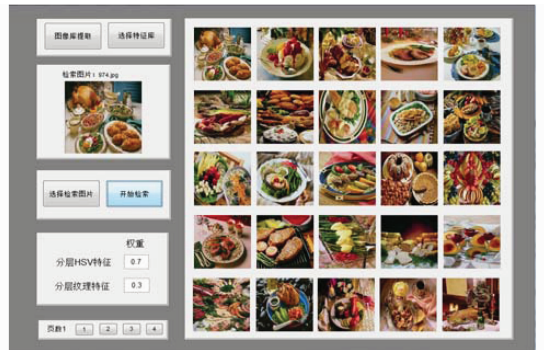


图 5 “食物”图像的检索结果
Fig. 5 Retrieval result for Food image

4.3 不同算法的检索性能比对分析

为了客观地评价各种算法的图像检索性能，本文以查准率和查全率作为评价指标，采用 Corel 1 000 作为测试图像集，从每类图像中任意选取 20 幅图像作为检索样本，对各类图像设置相应的权值。本文算法与文献 [1]、文献 [4] 的图像查准率和查全率的对比结果如图 6 - 7 所示。从图中可以看出，本文算法具有较好的性能，多种类别图像的查准率超过 80%，总的平均查准率达到 82.2%，其中有 6 类图像的平均查准率优于文献中得到的平均查准率。本文算法的平均查准率比文献 [1] 高出 2.45%，比文献 [4] 高出 5.75%。

多种类别图像的查全率超过 50%，平均查全率达到 47.6%，其中有 9 类图像的平均查全率优于文献中得到的平均查全率。本文算法的平均查全率比文献 [1] 高出 7.9%，比文献 [4] 高出 10.5%。

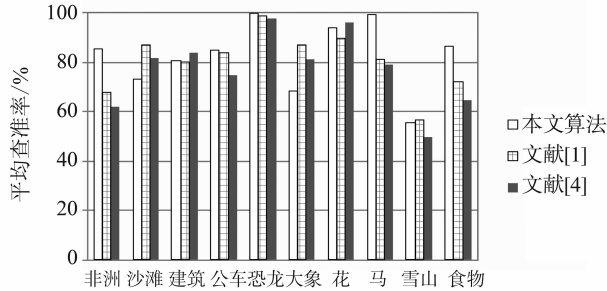


图 6 平均查准率对比结果

Fig. 6 The comparative analysis for average precision

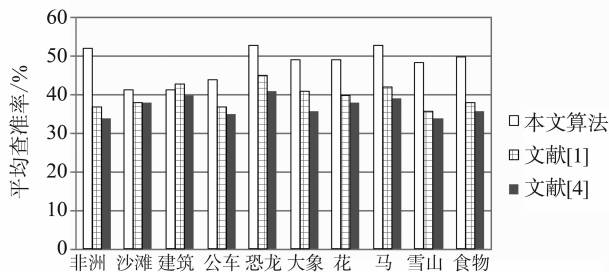


图 7 平均查全率对比结果

Fig. 7 The comparative analysis for average recall

5 结论

由于用 HSV 表达图像更接近人类对颜色概念的理解，因此在计算机视觉领域获得广泛应用。首先在图像 HSV 空间上引入网格离散和分层映射思想，定义一种基于 HSV 网格空间的拟灰度共生矩阵。然后构建归一化 Gauss 随机矩阵作为测量矩阵，采用二维压缩感知测量模型对 HSV 分层映射矩阵、拟灰度共生矩阵进行压缩采样。最后采用 PCA 方法提取图像的分层 HSV 特征与分层纹理特征，并融合这两类特征综合计算图像的相似度。仿真实验结果表明这两类特征具有很好的可区分性，对复杂背景的图像检索具有较好的效果。本文对二维压缩感知理论与图像分析的结合做了有益探索，今后将在形状、边界等内容特征的压缩感知采样方面作进一步研究，融入更多内容特征以提高图像检索效率。

参考文献:

- [1] 张永库, 李云峰, 孙劲光. 基于多特征融合的图像检索[J]. 计算机应用, 2015, 35(2): 495-498.
- [2] 李清勇, 施智平, 史忠植. 综合语义特征和视觉特征的二阶段纹理图像检索[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2008, 20(4): 499-505.
- [3] 杨红颖, 吴俊峰, 于永健, 等. 一种基于 HSV 空间的彩色边缘图像检索方法[J]. 中国图象图形学报, 2008, 13(10): 2035-2038.
- [4] LAI C C, CHEN Y C. A user-oriented image retrieval system based on interactive genetic algorithm [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2011, 60(10): 3318-3325.
- [5] KUNDU M K, CHOWDHURY M, BULO S R. A graph-based relevance feedback mechanism in content-based image retrieval [J]. Knowledge-Based Systems, 2015, 73: 254-264.
- [6] SHRIVASTAVA N, TYAGI V. An efficient technique for retrieval of color images in large databases [J]. Computers and Electrical Engineering, 2014, 11(9): 1-14.
- [7] YUE J, LI Z B, LIU L, FU Z T. Content-based image retrieval using color and texture fused features [J]. Mathematical and Computer Modelling, 2011, 54(3/4): 1121-1127.
- [8] PARIS S, MITTAL A. Similarity-invariant sketch-based image retrieval in large databases [J]. European Conference on Computer Vision, 2014, 8694: 398-414.
- [9] 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.
- [10] 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(4): 62-68.
- [11] CANDÈS E, WAKIN M. An introduction to compressive sampling [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2008, 25(2): 21-30.
- [12] 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.
- [13] 许志强. 压缩感知 [J]. 中国科学(数学), 2012, 42(9): 865-877.
- [14] CHEN G, LI D F, ZHANG J S. Iterative gradient projection algorithm for two-dimensional compressed sensing sparse image reconstruction [J]. Signal Processing, 2014, 104: 15-26.