

中图分类号: TP391.41 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2011)09-1656-08

论文索引信息: 黄传波, 金忠. 应用视觉注意多分辨率分析的图像检索[J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(9): 1656-1663

应用视觉注意多分辨率分析的图像检索

黄传波, 金忠

(南京理工大学计算机科学与技术学院, 南京 210094)

摘要: 基于人类视觉感知理论, 提出一个改进的 Itti 视觉注意模型用于图像检索。该改进视觉注意模型是在充分考虑纹理特征与视觉感知关系的基础上, 构造一个粗糙度图, 用作视觉注意模型的一个初级视觉特征。首先通过该改进视觉注意模型得到 50 个视觉特征图; 然后分别对每个视觉特征图采用局部二值模式傅里叶直方图 (LBP-HF) 方法抽取其分布信息, 从而获得每幅图像的高维特征; 最后利用局部保持投影 (LPP) 方法进行维数约简, 以获取具有图像间局部几何和鉴别信息的低维特征用于图像检索。实验结果表明, 该算法能获得较好的检索效果。

关键词: 图像检索; 视觉注意模型; 视觉特征图; LBP-HF 算子

Image retrieval using multiresolution analysis of visual attention

Huang Chuanbo, Jin Zhong

(College of Computer Science and Technology, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094 China)

Abstract: In this paper, based on biologic visual information processing, an improved Itti's visual attention model is proposed for image retrieval. By considering the relation between texture and visual perception, a coarseness map is constructed as a primary visual feature of the new visual attention model. Therefore, by the improved Itti's model, we can obtain 50 feature maps, and extract the distributions information over the local binary pattern histogram fourier (LBP-HF) of each feature maps to get the high dimensional features. Finally, the locality preserving projections (LPP) is utilized for dimensionality reduction, and the low dimensional feature having both the local geometry and the discriminate information is used for image retrieval. Experimental results show that the proposed approach has good retrieval performance.

Keywords: image retrieval; visual attention model; visual feature map; LBP-HF operator

0 引言

神经生理学家的研究表明, 哺乳动物视觉皮层的接收场具有局部性、方向性和带通性^[1]。1996年, Olshausen 和 Field^[2]研究了人类视觉皮层细胞的反应特性, 根据它与自然图像统计结构编码方式之间的关系, 希望能找到一种数学方法或编码方式来模拟人类的视觉效应。实验结果表明, 人类的视觉系统是用最少的视觉神经元捕获自然场景中

的关键信息, 这种效应是对自然场景最稀疏的表示方式。基于内容的图像检索 (CBIR) 技术是以图像所包含的内容信息作为图像索引, 图像内容按抽象水平由低到高表现为数据信息、特征信息与语义信息。近年来, 基于内容的图像检索研究主要集中在特征层面或结合图像语义信息方面。人类视觉系统具有选择注意的特性, 往往能够从复杂且缺少先验知识的自然场景中较为快速并准确地注意到目标。视觉感知特征是图像的新特征, 反映了用户的高层语义, 为解决 CBIR 语义鸿沟提供了新的途径^[3]。

收稿日期: 2010-08-19; 修回日期: 2010-11-01

基金项目: 国家自然科学基金项目 (60973098, 60873151, 90820306)。

第一作者简介: 黄传波 (1972—), 男, 南京理工大学模式识别与智能系统专业博士研究生, 研究方向为模式识别、图像处理等。E-mail: huangchuanboqc@126.com。

如何提取图像视觉感知特征,使其与图像高层语义关联得更紧密,是基于视觉注意图像检索研究的关键环节。视觉注意可分为两种类型:一是由底向上(bottom-up)的视觉注意;另一种是由顶向下(top-down)的视觉注意。本文主要是基于前者进行的研究。对于由底向上的视觉注意,主要是从人类视觉过程出发,创建一个适用于图像分析的视觉注意模型。自底向上的视觉注意模型是对图像上各区域的显著性进行建模,在这类视觉注意模型中,比较有代表性的是 Stentiford 模型^[4]和 Itti 模型^[5]。Stentiford 提出的 Stentiford 注意模型^[4],将图像的显著度用视觉注意图表示。该模型利用图像某区域特征在图像其他区域出现的频率越少,其区域显著度越高这一特性,通过抑制图像中具有相同分布模式的区域得到视觉注意图。其具体方法是:将图像作为矩形网格的像素集合,进行像素 x 的视觉注意值计算,在以 x 为中心,半径为 r 的邻域点中随机选择 n 个像素,在图像另一处随机选择像素 y ,以 y 为中心,半径为 r 的邻域点与 x 邻域的 n 个像素进行相同布局匹配。如果像素不匹配,则 x 的视觉注意值为不匹配的像素数,然后继续选择 y ,重复计算 m 次;如果像素匹配,则重新选择像素 x 。由于 Stentiford 模型依据图像中邻域间的不相似性,采用进化规划的查找方法,通过随机对比其他 m ($m = 100$) 个邻域结构计算视觉注意。这种随机对比使得视觉注意值具有不确定性。此外,该模型考虑的是对象区域的整体性,计算的是整个对象区域在图像中的全局显著度,当对象区域不够显著时,模型就很难检测到感兴趣区。Treisman 等人^[6]提出的经典特征整合理论认为,视觉注意机制的作用是将目标的各种属性整合为一体,提出在视觉范围内以并行方式计算早期视觉特征(颜色、纹理、方向、亮度等),然后将这些特征整合于一起,获得视觉注意区域。在此基础上,Itti 等人^[5]提出相应视觉注意计算模型。该模型首先对图像不同初级视觉特征属性进行多分辨率分析,然后通过 C-S 运算等获取图像的综合显著图,最终将该显著图输入到 WTA (winner-take-all) 网络中,从而确定感兴趣的目标区域。目前 Itti 模型在视觉注意模型研究中已被普遍接受,在运算速度上有突出表现,但该模型仅采用了亮度、颜色和方向 3 个特征,没有具体引入目标的纹理等特征,显著区域的大小与目标有较大偏差,这与人类实际注意内容存在差异。为了弥补 Itti 模型在描述图像内容上的

不足,本文基于视觉注意与图像理解表征相结合,考虑到图像的纹理特征是一种不依赖于颜色和亮度的基本视觉特征,多分辨率的图像处理方法可以将图像的重要特征(如纹理、边缘等)按照不同的尺度分解到不同的分解层上。依据 Gabor 变换的多尺度、多方向分解特性可以很好地刻画纹理分布的特点,构造纹理粗糙度图,用作视觉注意模型的一个初级视觉特征,以获取图像纹理的空间和频率分布特性。这种获取纹理特征的过程与人类的视觉感官工作原理一致。由此,获得一种改进视觉注意模型,进而提出一种新的图像检索算法。首先,用初级视觉特征,即亮度、颜色、方向和纹理得到不同尺度下的 50 个特征图;其次,利用局部二值模式傅里叶直方图(LBP-HF)^[7]方法分别提取每幅特征图的特征,组成一个 1 900 维向量表示图像;最后,采用局部保持投影(LPP)^[8]方法进行降维,以获得能够保持局部几何和鉴别信息的特征,用于图像检索。

1 Itti 注意模型及 LBP-HF 特征

1.1 Itti 注意模型

模型中使用图像金字塔分解亮度、颜色和方向特征。金字塔共有 9 层(尺度 0~8),其中第 0 层为原始图像,然后下一层图像相对上一层图像依次在长度和宽度上缩减一半。模型中的 {2,3,4} 层是中心层 c ,外周层 $s = c + \delta$,其中 δ 为 {3,4} 中的数,这样可以利用“中心-外周”机制抽取对比信息。计算时先用相应的滤波器对金字塔每层中的图像进行滤波,然后中心层与外周层之间的像素值对应相减,共有 6 种计算组合 {2-5, 2-6, 3-6, 3-7, 4-7, 4-8}。相减时对尺寸小的图像进行插值,以保证参与运算的两幅图像大小一样。归一化得到 3 个关注图,关注图进一步线性组合得到一个显著图。

1.2 LBP-HF 直方图

LBP(local binary pattern)^[9]算法是通过刻画图像中每个像素点与其邻域内其他各点灰度值的差异来描述图像的局部结构特征。为描述不同尺度下的像素分布特征,使用圆形邻域 (P, R) (P 表示圆形邻域中像素个数, R 表示邻域半径)以及对像素的线性插值,将算子扩展到任意半径或任意邻域的像素个数。设 C 是位于坐标 (x, y) 的一个像素点,在以 C 点为中心, R 为半径的环上,等间隔分布的 P 个点构成一个中心对称的环形局部结构,称为 P 邻

域,如图 1 所示。

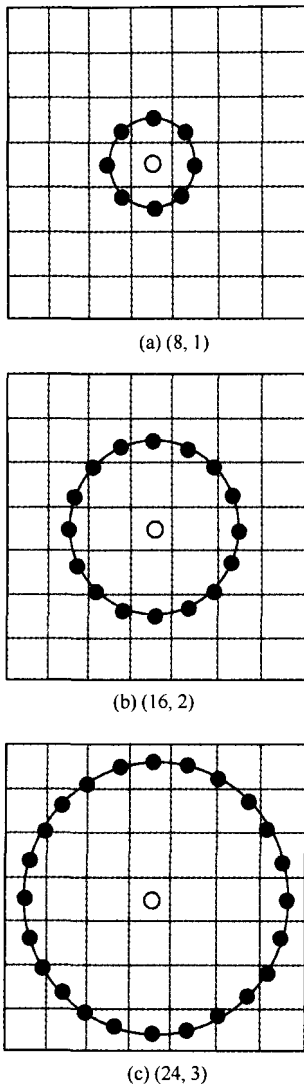


图 1 3 个圆形邻域
Fig. 1 Three circular neighborhoods

圆环上的点对应坐标为

$$(x_i, y_i) = (x + R \cos(2\pi i/P), y - R \sin(2\pi i/P))$$

当像素点不落在整数坐标时,像素值采用双线性插值。中心像素的 LBP 值可以由下式得到

$$B_{P,R}(x, y) = \sum_{i=0}^{P-1} s(f(x, y) - f(x_i, y_i)) 2^i \quad (1)$$

在此, $s(z)$ 是一个阈值函数,即

$$s(z) = \begin{cases} 1 & z \geq 0 \\ 0 & z < 0 \end{cases} \quad (2)$$

图像 $G(x, y)$ 的 LBP 直方图可以表示为

$$H(h) = \sum_{x,y} I\{f(x, y) = h\} \quad (3)$$

式中, $h = 0, \dots, n - 1$ 。 n 表示不同 LBP 模式的数量,即直方图的 bin 数; h 表示一个 LBP 模式,它取

决于所使用的 LBP 算子,如采用 (8,1) 算子,它的取值为 0 ~ 58 ; I 是一个函数,即

$$I(z) = \begin{cases} 1 & z = \text{true} \\ 0 & z = \text{false} \end{cases} \quad (4)$$

为了刻画旋转环形位移特性, Ahonen 等人^[7] 提出 LBP-HF 直方图特征,利用离散傅里叶变换表征这种环形位移,即

$$H(n, u) = \sum_{r=0}^{P-1} h_r(U_p(n, r)) e^{-i2\pi nr/P} \quad (5)$$

式中, $h_r(U_p(n, r))$ 是 uniform 模式 LBP 直方图, n 是直方图的 bin 数, r 是模式的旋转量。

2 改进视觉注意模型及特征抽取

改进视觉注意模型的框架如图 2 所示,以 Itti 视觉注意模型为基础进行改进,通过嵌入粗糙度纹理特征对图像内容进行更好地描述。改进注意模型特征抽取包括两个主要方面:1) 基于改进注意模型的彩色图像特征表示;2) 局部保持投影的维数约简。

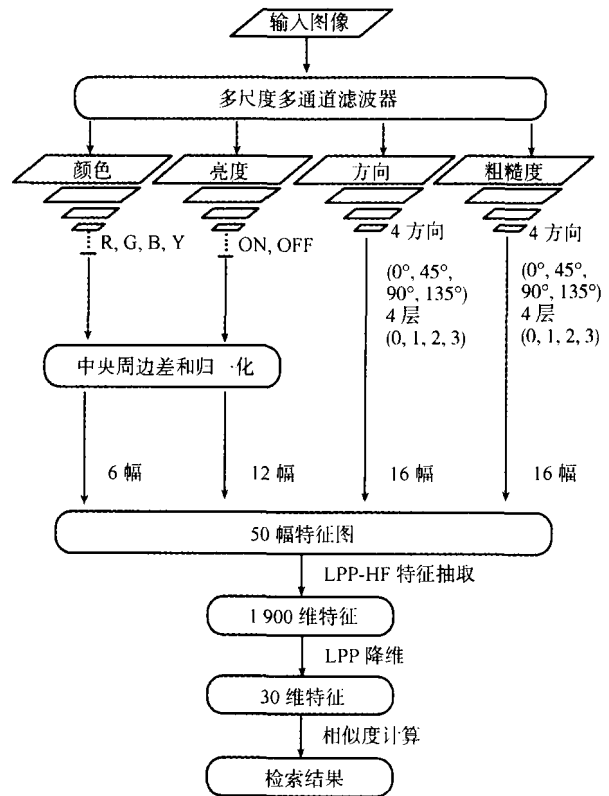


图 2 模型框架图

Fig. 2 Model framework drawing

2.1 纹理粗糙度图

纹理是一种重要的视觉线索,是图像中普遍存

在而又难以描述的特征,纹理特征提取是成功进行图像纹理描述、分类与检索的关键环节^[10]。纹理灰度分布的变化可用粗糙度来刻画,变化的频率、幅度和范围决定了粗糙度的视觉效果。Rosenfeld^[11]提出基于最佳尺寸的纹理粗糙度算法,不仅克服了粗糙度对对比度的依赖性,而且能有效地处理纹理图像。Rosenfeld 纹理粗糙度算法的本质是从不同的邻域尺寸中根据邻域均值差值最大准则确定最佳尺寸,然后根据所确定的最佳尺寸来计算图像纹理粗糙度。

一般有两种方法选取邻域尺寸,即指数方法和线性方法。为比较两种方法的优越性进行如下分析

$$W_E(k) = a^k \times a^k \quad (6)$$

$$W_L(k) = (ak) \times (ak) \quad (7)$$

式中, $k \geq 1$, $a \geq 2$, 且 a 为常数, $W_E(k)$ 和 $W_L(k)$ 分别为指数方法与线性方法活动窗口中的像素个数,也就是窗口大小。

令 $\Delta W_E(k)$, $\Delta W_L(k)$ 为相邻邻域尺度的差,那么

$$\Delta W_E(k) = W_E(k+1) - W_E(k) = (a^2 - 1)a^{2k}$$

$$\Delta W_L(k) = W_L(k+1) - W_L(k) = a^2(2k+1)$$

$$\Delta W_E(k) / \Delta W_L(k) = [(a^2 - 1)a^{2(k-1)}] / (2k+1) = \begin{cases} 1 & k=1, a=2 \\ > 1 & \text{其他} \end{cases}$$

$$\text{即} \begin{cases} \Delta W_E(k) = \Delta W_L(k) & k=1, a=2 \\ \Delta W_E(k) > \Delta W_L(k) & \text{其他} \end{cases} \quad (8)$$

由式(8)可知,线性方法的相邻级窗口中像素数之差要小于指数方法。由于相邻级窗口中像素数之差越小,选取方向越多,对纹理粗糙度特征的刻画越精确。为提高性能,本文对 Tamura 纹理粗糙度算法^[11]进行优化,采用水平、垂直和对角3个方向的线性方法选取邻域尺寸构造粗糙度图。

主要计算方法如下:

1) 计算图像中大小为 $2k \times 2k$ 个像素的活动窗口中像素的平均强度值。

$$A_k(x, y) = \sum_{i=x-k}^{x+k} \sum_{j=y-k}^{y+k} g(i, j) / (2k)^2 \quad (9)$$

式中, $g(i, j)$ 是位于 (i, j) 处像素的灰度值, $k = 1, 2, \dots, M$ 。 M 为 k 能够取的最大值。

2) 分别计算每个像素在水平、垂直和对角方向

上互不重叠窗口之间的平均强度差。

$$E_{k,h}(x, y) = |A_k(x+2k, y) - A_k(x-2k, y)| \quad (10)$$

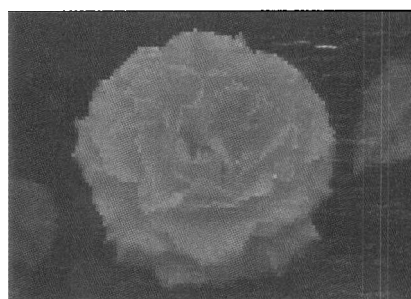
$$E_{k,v}(x, y) = |A_k(x, y+2k) - A_k(x, y-2k)| \quad (11)$$

$$E_{k,d}(x, y) = |A_k(x+2k, y+2k) - A_k(x-2k, y-2k)| \quad (12)$$

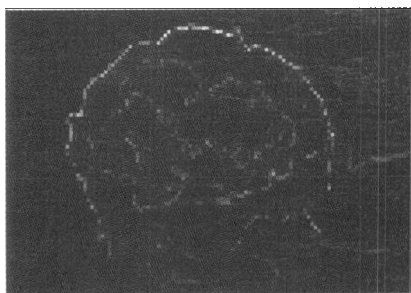
3) 取水平、垂直和对角3个方向上的最大均值差值为当前像素的邻域均值差值。

$$E_k(x, y) = \max(E_{k,h}(x, y), E_{k,v}(x, y), E_{k,d}(x, y)) \quad (13)$$

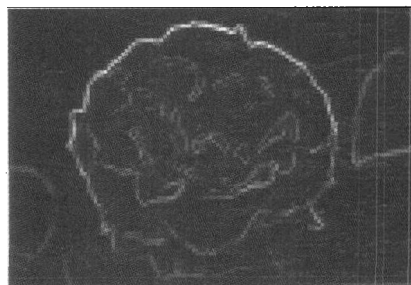
经过以上3步可以得到一幅新的图像,在一定程度上反映了纹理图像的粒度特性,能够表达不同纹理特征的图像或区域,非常利于图像检索。本文将这种含有丰富纹理信息的图像定义为纹理粗糙度图,如图3所示。



(a) 原图像



(b) 指数窗口粗糙度图



(c) 线性窗口粗糙度图

图3 图像及其纹理粗糙度特征图

Fig. 3 The image and its texture roughness map

图 3 是原图像,当 $M = 2$ 时指数窗口粗糙度图和线性窗口粗糙度图。

2.2 特征图的生成

模型中分别对 4 种初级视觉特征进行处理以抽取图像中的多尺度信息。

亮度没有方向性,使用对称的 Gaussian 金字塔进行分解,用运算符 Θ 表示中心层与外周层之间的减操作,亮度特征图的计算公式为

$$I(c,s) = |I(c)\Theta I(s)| \quad (14)$$

亮度特征图有 6 个,它表示图像的亮度对比。

颜色也没有方向性,对颜色的 4 个宽调谐通道 R、G、B 和 Y,采用 4 个对称的 Gaussian 金字塔分别处理,颜色有 2 个对比映射,即“红—绿”和“蓝—黄”色彩通道的对比。其计算公式为

$$RG(c,s) = |(R(c) - G(c))\Theta(G(s) - R(s))| \quad (15)$$

$$BY(c,s) = |(B(c) - Y(c))\Theta(Y(s) - B(s))| \quad (16)$$

由此获得表示图像颜色对比特性的 12 个颜色特征图。

采用 Gabor 金字塔分别处理方向和粗糙度特征,Gabor 滤波器有 4 个局部方向 $\theta \in \{0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ\}$,用 4 层金字塔(尺度为 0,1,2,3)分解这 4 个方向,即可得到 16 个方向特征图和 16 个粗糙度特征图。

初级视觉特征分解结束后共生成 50 个特征图,其中,6 个亮度特征图、12 个颜色特征图、16 个方向特征图及 16 个粗糙度特征图。

2.3 图像的特征表示

采用 LBP-HF 方法抽取特征图的分布信息,既能得到图像的细节特征又可得到图像的粗略特征,且这些特征具有很好的鉴别性能。实验中使用 (8, 1) 圆形邻域,在分别计算出各个特征图的 LBP-HF 特征向量之后,将其结合在一起形成 $38 \times 50 = 1900$ 维向量。

高维数的图像表示计算开销很大,为提高存储量和图像检索效率,必须进行降维。主成分分析(PCA)^[12] 是进行降维的一种经典技术,它通过保留原始特征协方差矩阵具有显著贡献的特征向量来构建新的空间,将原始的高维数据映射到低维空间。对于线性的内嵌流形,PCA 可以确保发现流形的维数并产生正交主成分因子形式的紧凑数据表示,然而当数据位于非线性子流形

时,PCA 将不能找到内嵌的架构。在许多分类问题中,局部结构比全局结构更重要,局部保持投影(locality preserving projects)^[8] 方法通过保持图像局部结构的邻接图对流形结构进行建模,获得低维图像子空间。该子空间能够很好地检测图像流形结构,保持图像空间的局部结构。采用 LPP 降维算法有利于提高检索性能,因此,本文采用 LPP 进行维数约简,将 1900 维的高维图像特征向量降低为 30 维向量,可以很好地提高图像检索的性能和效率。

3 相似性度量

常用的相似性度量方法都是向量空间模型,即将特征向量看做是向量空间中的点,通过计算两个点之间的接近程度来衡量图像特征间的相似度。

本文通过计算特征向量的距离来量化查询图像与图像库中每幅图像间的相似程度。查询图像 q 与图像库第 i 幅图像的特征向量分别表示为 V_q 和 V_{I_i} ,那么对于一幅查询图像 q 与图像库第 i 幅图像 I_i 之间的距离定义为

$$d^2(q, I_i) = \sum_{j=1}^b (V_q(j) - V_{I_i}(j))^2 \quad (17)$$

式中, b 为向量 V 的维数。

计算图像库中所有图像与查询图像间的距离,其值越小两图像越相似。

4 实验与分析

为验证本文算法的效果,分别进行了几组不同的实验。从 Corel 图像库中抽取 30 类,每类 100 幅,共 3000 幅不同的图像构成实验图像库,包括人物、交通工具、动物、建筑物、自然景物、花卉等类型。为确保实验统计结果具有通用性,从每类图像中随机选取 10 幅作为该类的示例图像,共组成 300 次查询。本文算法在 LPP 降维时,所有实验近邻参数均选为 5。采用较为通用的查准率和查全率^[13] 作为检索的评价准则。在相同的检索条件下,不同图像检索算法的查准率和查全率越高,表明该算法效果越好。

实验 1 比较基于指数方法和本文线性方法构造的粗糙度图,对视觉注意模型改进的性能。在 k

取最大值 M 赋予不同值时,分别运用基于指数方法和本文线性方法构造粗糙度图的视觉注意模型,提取特征,进行图像检索对比实验。每次取前 25 幅作为查询结果,取其平均查准率作为衡量标准。表 1 给出了 $a = 2$ 时,不同 M 值的检索结果。

表 1 两种方法对于不同邻域尺寸的检索结果
Tab. 1 Search results of two methods for different neighborhood sizes

种类	$M=1$	$M=2$	$M=3$	$M=4$	$M=5$
指数方法	68.384	68.404	68.140	68.100	68.368
线性方法	68.780	68.416	68.868	68.341	68.759

由表 1 可以看出,本文线性方法构造的粗糙度图在视觉注意模型中,其性能优于指数方法。因为相邻级窗口中像素数之差越小,选取方向越多,对纹理粗糙度特征的刻画越精确,本文算法增加了粗糙度图的鉴别信息,因此,利用本文算法构造的粗糙度图改进视觉注意模型,检索性能更好。

实验 2 为验证本文算法的整体有效性,将本文算法同文献 [14] 算法、文献 [15] 基于 Stentiford 视觉注意模型算法、基于原 Itti 模型的算法(不考虑粗糙度特征。运用原 Itti 模型获取 34 个特征图,采用 LBP-HF 得到 1 292 维的特征向量,并使用 LPP 降维到 30 维)进行对比。本文算法在实验中计算粗糙度图时, $a = 2, M = 3$ 。4 种算法的检索结果如图 4 所示。

从图 4(a)(b)可以看出,本文算法明显优于其他 3 种算法。当返回图像数为 30 时,其平均检索精度比文献 [14] 算法提高了 (11.04%),比文献 [15] 算法提高了 (9.28%),比不考虑粗糙度特征时提高了 (1.94%)。随着返回图像数增加,文献 [14] 算法的查准率下降较快,相比之下,基于视觉注意方法的查准率下降较慢,由此可见,本文方法性能较优越。

为直观地分析 4 种算法的检索效果,图 5 给出了返回 35 幅图像时,4 种算法对一个查询实例的检索结果。左上角的一幅图像为查询图例,其余 35 幅为检索结果图像,其相似度由左至右,由上而下逐渐减小。

从图 5 可以看出(图中 d 为查询图例与查询返回图像间的距离,其值越大对应两图像相似性越小),文献 [14-15] 的检索效果并不理想,在前 35 幅检索结果图像中,正确的图像分别仅有 25 幅、27 幅,其查准率分别为 71.43%、77.14%;基于原 Itti 模型的算法,在前 35 幅检索结果图像中,正确图像有 31 幅,查准率达到 88.57%,相对文献 [14-15] 算法查准率有较大提高;本文算法相对以上 3 种算法,效果更好,在前 35 幅检索结果中,正确图像有 33 幅,查准率达到了 94.29%,且检索结果图像更符合人的视觉感知。由此可见,本文算法的性能相对较好。

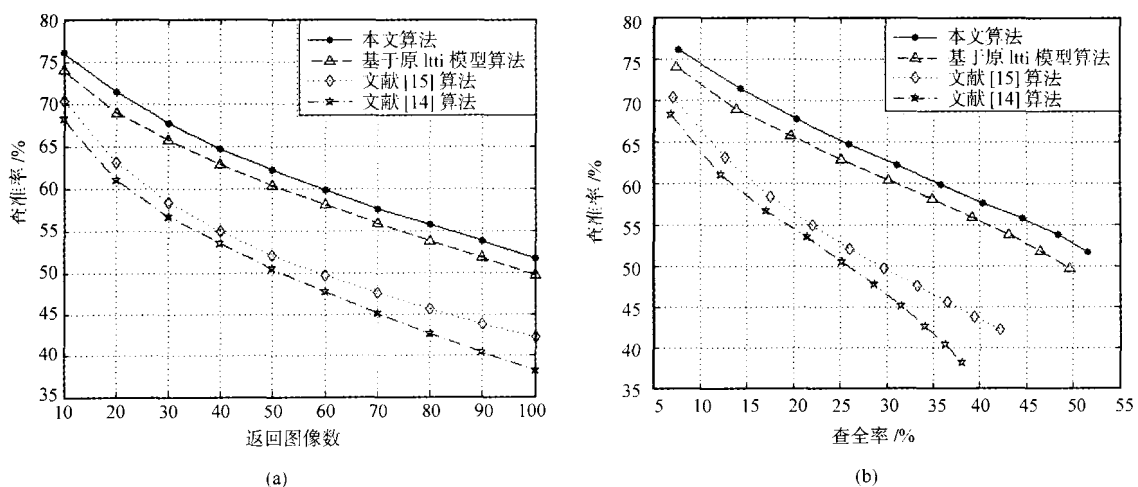


图 4 4 种算法的检索性能
Fig. 4 Retrieval performance of four algorithms



图 5 不同算法的检索实例

Fig. 5 Retrieval examples using different algorithms

5 结 论

研究了纹理粗糙度对提取图像鉴别信息的影响,将纹理粗糙度特征嵌入 Itti 视觉注意模型,提出一种新的图像检索方法。首先采用改进视觉注意模型构造不同尺度下的特征图,然后利用 LBP-HF 对每个特征图进行描述,最后用 LPP 算法对提取特征进行维数约简。本文算法不仅提取了图像的空间分

布信息,而且降低了图像特征表示的冗余度,利于图像检索。实验结果表明,该算法具有较好的检索效果。

参考文献 (References)

[1] Hubel D H, Wiesel T N. Receptive fields, binocular interaction and functional architecture in the cat's visual cortex[J]. Journal of Physiology, 1962, 160(1) : 106-154.

[2] Olshausen B A, Field D J. Emergence of simple- cell receptive

- field properties by learning a sparse code for natural images[J]. *Nature*, 1996, 381(13): 607-609.
- [3] Zhang Jing, Shen Lansun, David D F. A survey of image retrieval based on visual perception [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2008, 36(3): 494-499. [张菁, 沈兰荪, David D F. 基于视觉感知的图像检索的研究[J]. *电子学报*, 2008, 36(3): 494-499.]
- [4] Stentiford F. An attention based similarity measure with application to content-based information retrieval [C] // *Storage and Retrieval for Media Databases*, Santa Clara, CA, USA; SPIE Electronic Imaging, 2003, 5021: 221-232.
- [5] Itti L, Koch C, Niebur E. A model of saliency-based visual attention for rapid scene analysis [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1998, 20(11): 1254-1259.
- [6] Treisman A, Gelade G. A feature-integration theory of attention [J]. *Cognitive Psychology*, 1980, 12(1): 97-136.
- [7] Ahonen T, Matas J, He C, et al. Rotation invariant image description with local binary pattern histogram Fourier features [C] // *Proceedings of 16th Scandinavian Conference on Image Analysis*. Berlin: Springer-Verlag, 2009, 5575: 61-70.
- [8] He X F, Niyogi P. Locality Preserving Projections [DB/OL] (2003-12-08) [2010-11-01]. <http://books.nips.cc/nips16.html>.
- [9] Ojala T, Pietikainen M, Maenpaa T. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(7): 971-987.
- [10] Liu Li, Kuang Gangyao. Overview of image textural feature extraction methods [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2009, 14(4): 622-635. [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.]
- [11] Hayes K C, Shah A N, Rosenfeld A. Texture coarseness: further experiments [J]. *IEEE Transactions on Systems*, 1974, SMC-4(5): 467-472.
- [12] Hotelling H. Analysis of a complex of statistical variables into principal components [J]. *Journal of Educational Psychology*, 1933, 24(7): 498-520.
- [13] Smeulders A W, Santini S, Worring M, et al. Content based image retrieval at the end of the early years [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2000, 22(12): 1349-1380.
- [14] Sun Junding, Wu Xiaosheng. Image retrieval based on bit-plane entropy and spatial entropy [J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2009, 31(3): 719-722. [孙君顶, 毋小省. 基于位平面熵及分布熵的图像检索[J]. *系统工程与电子技术*, 2009, 31(3): 719-722.]
- [15] Bamidele A, Stentiford F, Morphett J. An attention-based approach to content-based image retrieval [J]. *BT Technology Journal*, 2004, 22(7): 151-160.