

基于小波突出点颜色及空间分布的图像检索算法^{*}

曾智勇 周利华

(西安电子科技大学多媒体研究所 西安 710071)

摘要 分析了基于兴趣点的图像检索方法的缺点,提出了一种基于小波突出点的图像检索新方法。该方法在小波域提取突出点,这些突出点既表示了全局变化也表示了局部变化;然后以小波突出点为线索,设计了基于小波突出点的环形颜色直方图,既利用了小波突出点的局部特征,又考虑了小波突出点的空间分布结构;用图像间的环形颜色直方图距离来度量图像间的相似性。该检索算法不但保证了对图像旋转、平移鲁棒性,而且克服了传统直方图没有空间位置的缺陷。实验结果表明,该方法对图像检索是有效的。

关键词 图像检索,小波突出点,环形颜色直方图

A Novel Image Retrieval Algorithm Based on Color and Distribution of Wavelet Salient Points

ZENG Zhi-Yong ZHOU Li-Hua

(Multimedia Technology Institute, Xidian University, Xi'an 710071)

Abstract Having analyzed the drawbacks of image retrieval based on interest points, a novel image retrieval algorithm is proposed using wavelet-based salient points in this paper. The algorithm extracts the salient points in wavelet domain, these salient points not only represent global variations as well as local variations; then the salient points are regarded as clues, and annular color histogram is designed, which takes not only the local color feature into consideration, but also the space distribution information of the salient points; the similarities are measured by the distance of annular color histograms. With robustness to rotation and translation, the algorithm avoids shortcoming of losing the location information in the traditional color histogram. Experimental results show that this algorithm is efficient for image retrieval.

Keywords Image retrieval, Wavelet salient points, Annular color histogram

兴趣点是图像中灰度在 x 和 y 方向都有很大变化的一类特殊点,有着计算简单、信息含量高、匹配容易、数据量小等优点^[1~5]。为了检测出兴趣点,必须使用各种角检测器,因此兴趣点又称为角点。兴趣点最初是为机器人技术而设计的,近几年国外已有学者^[4~7]把它应用于图像检索中。然而,当把兴趣点用于各种自然图像的检索时,角检测器存在两个主要缺陷:(1)视觉焦点不一定就是角点,平滑的边也可能是视觉焦点,但这些视觉焦点不可能被角检测器检测到。(2)角点可能聚集在几个小的区域中,图像的其它部分根本没有被描述。基于上述原因,笔者认为,基于兴趣点的图像索引技术不能完全描述图像全局视觉感兴趣的特征,理想的图像索引技术应该包括图像中任何视觉感兴趣的特征点,即使图像中包含有很光滑的内容部分,也能检测到这些特征点。故提出了一种新的基于小波突出点颜色及空间分布的图像检索方法。基本思想是把小波突出点作为图像中用户关注的视点线索,通过它们找到视觉重要的全局区域,利用全局区域的颜色特征及空间分布进行图像检索。该方法具有以下特点:(1)提出了一种小波突出点的提取方法,这些突出点不仅分布在图像中视觉重要的局部区域,而且分布在图像中视觉重要的全局区域;(2)给出了基于小波突出点的图像检索方法新思路,没有沿用传统灰度差分不变量及几何约束刻画和匹配图像特征,而是提取小波突出点周围的局部颜色分布来描述图像;(3)提出了一种基于小波突出点的环形颜色直方图来描述图像特征,克服了传统颜色直方图没有位置信息的严重缺陷,同时保证了检索算法对图像旋转、平移的鲁棒性。实验结果表明,该方法实现简单,与传统的基于兴趣点的图像检索方法相比具有更好的图像检索效率。

1 小波突出点的提取

1.1 小波变换

小波是一种处理多尺度可视化信息的强有力的数学工具,图像的小波表述则给出了图像在不同尺度下的变化信息。小波母函数 $\Psi(x)$ 是一个振荡衰减的函数(并且它在 x 为无限远处收敛到零),对于一维信号函数 $f(x)$,设 $\Psi_{2^j}(x) = 2^j \Psi(2^j x)$ 是 $\Psi(x)$ 在尺度 2^j 的伸缩小波系,设 N 是 $f(x)$ 的采样点数,则 f 在 2^j 尺度的细节信号为 f 与平移伸缩小波的内积:

$$W_{2^j} f(n) = \langle f(u), \Psi_{2^j}(u - 2^{-j}n) \rangle, 0 \leq n \leq 2^j N \quad (1)$$

可以在不同的尺度 2^j (即在尺度 $1/2, 1/4, \dots, 2^j, j \in Z$ 且 $j \leq -1$) 分别利用下式计算其小波系数:

$$Wf = (W_{2^j} f)_{-J_{\max} \leq j \leq -1, J_{\max} = \log_2 N} \quad (2)$$

接着用一种金字塔算法根据在尺度 2^{j+1} 的小波系数来计算尺度 2^j 的小波系数,即:

$$A_{2^j} f(n) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} h(k-2n) A_{2^{j+1}} f(k), 0 \leq n < 2^j N \quad (3)$$

$$W_{2^j} f(n) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} g(k-2n) A_{2^{j+1}} f(k), 0 \leq n < 2^j N \quad (4)$$

其中, h 是尺度离散滤波器, g 是小波离散滤波器,本文所用小波为正交和紧支撑的 Haar 及 Daubechies4 小波。

1.2 小波突出点的提取^[8]

如前所述,图像的小波表述给出了图像在不同尺度下的变化信息,在我们的检索系统中,将通过从图像中的任何视觉感兴趣区域提取出小波突出点,即在低分辨率处,对应一个具有全局变量的高阶小波系数的区域,基于这个想法,我们就可以通过在合适的分辨率处,寻找相关的小波系数,来发现一个

^{*} 基金项目:十五国防科技(电子)预研项目(413160501)。曾智勇 博士研究生,研究方向:图像检索,网络多媒体。

可以表述全局变量的相关特征点。

由于我们使用紧支撑小波,从尺度 2^j 的每个小波系数被计算的信号特征点知道,我们可以用相同的信号特征点来研究尺度 2^{j+1} 的小波系数,事实上确实存在计算在尺度 2^{j+1} 小波系数集所用信号特征点与尺度 2^j 小波系数所用信号特征点相同的事实,这种情况的发生是由于金字塔算法和紧支撑小波,我们把这个系数集称为系数 $W_{2^j} f(n)$ 的子集 $C(W_{2^j} f(n))$ 。

下面我们定义小波系数子集,由(1)式可知,计算在尺度 2^j 的一个小波系数 $W_{2^j} f(n)$ 所用的信号特征点集是 $\Psi_{2^j}(u-2^{-j}n)$ 的空间支撑,记为 $S(\Psi_{2^j}(u-2^{-j}n))$,它在我们的检索系统中是有界的。由金字塔方程可得 $W_{2^j} f(n)$ 和 $W_{2^{j+1}} f(n)$ 的空间支撑之间的关系,即由(4)得 $W_{2^{j+1}} f(n)$:

$$W_{2^{j+1}} f(n) = \sum_{j=-\infty}^{\infty} g(k-2n) A_{2^{j+2}} f(k), 0 \leq n < 2^{j+1} N \quad (5)$$

将(3)代入(4)中可得:

$$W_{2^j} f(n) = \sum_{j=-\infty}^{\infty} (g(k-2n) \sum_{j=-\infty}^{\infty} h(l-2k) A_{2^{j+2}} f(l)), 0 \leq n < 2^j N \quad (6)$$

对于紧支撑小波, h 和 g 的空间支撑是相等的。故用(5)计算(6)的支撑可得:

$$S(\Psi_{2^j}(u-2^{-j}n)) = \bigcup_{(h/g(k-2n)) \neq 0} S(\Psi_{2^{j+1}}(u-2^{-j-1}k)) \quad (7)$$

滤波器 g 的大小为 $2p$ (对于 Haar 小波, $p=1$, Daubechies4 小波, $p=2$), $S(g(n)) = [0, 2p-1], \{k/g(k-2n) \neq$

$$0\} = \{2n, \dots, 2n+2p-1\}.$$

则给定小波系数的子集为:

$$C(W_{2^j} f(n)) = \{W_{2^{j+1}} f(k), 2n \leq k \leq 2n+2p-1, 0 \leq n < 2^j N \quad (8)$$

由上述得到的小波系数子集只代表了 $2p$ 个信号特征点,在这 $2p$ 个信号特征点中,选择一个具有最大梯度值的信号特征点作为小波突出点。同时对每个小波特征子集系数按照下式进行小波显著特征值计算:

$$saliency = \sum_{k=1}^j |C^{(k)}(W_{2^j} f(n))|, 0 \leq n < 2^j N, -J_{\max} \leq j \leq -1 \quad (9)$$

这样就找到了具有全局特征的小波突出点(具有最大的小波显著特征值)。

以上分析的是一维数字信号的小波突出点的提取算法,此方法可以扩充到二维数字图像。对于一幅给定的数字图像 I (图像大小为 $M \times N$),由于其小波离散滤波器是一组 $S(g(x,y)) = [0, 2p-1] \times [0, 2p-1]$,则其对应的小波系数子集为:

$$C(W_{2^j} f(x,y)) = \{W_{2^{j+1}} f(k,l), 2x \leq k \leq 2x+2p-1, 2y \leq l \leq 2y+2p-1, 0 \leq x < 2^j N, 0 \leq y < 2^j M, 1 \leq d \leq 3 \quad (10)$$

用预设阈值对提取的小波系数子集进行阈值化,以提取所需数量的突出点,如图 1 所示。



图 1 在原图上的 100 个小波突出点

2 基于小波突出点的特征提取

文献中基于兴趣点的图像检索方法几乎都是使用兴趣点自身灰度差分不变量作为特征,然后在一定的几何限制条件下进行匹配,兴趣点的形状特征属性是决定检索效果的关键。但由于许多兴趣点检测算子检测出来的兴趣点都存在着较大的点位置偏差,使得兴趣点很难完整和准确地表征一幅图像的形状特征,因此这些算法的检索效率并不高。事实上,由于兴趣点往往分布在图像的边缘上,蕴含了丰富的颜色细节,因此利用兴趣点局部区域的颜色特征来描述图像具有合理性。

2.1 颜色量化

从理论上说,提取图像的颜色特征时使用真彩色将产生最小误差,但计算复杂性和存储空间将随着颜色数的增加而呈非线性增长,而且检索时还会失去一般性。因此,对图像进行一定程度的量化,不仅不会影响人们对图像内容的正确理解,而且可以大大减少计算复杂性和存储空间。本文采用等间隔量化方法,在 RGB 空间将 R、G、B 分量各分成 4 份,然后将 3 个颜色分量合成为一个一维特征矢量,整个颜色空间量化为 64 种颜色。

2.2 基于小波突出点的环形颜色直方图

颜色直方图是最简单而有效的颜色特征描述方法,具有对几何变化不敏感的优点,在基于内容的图像检索里很常用。但是,它丢失了颜色的空间信息,会混淆颜色组合相似但分布截然不同的图像。常见的解决方案是子块颜色直方图法,虽然这种方法一定程度上提高了图像检索的精度,但却是以丧失几何变换不变性为代价的。本文设计了一种基于小波突出点的环形颜色直方图,将图像空间按照小波突出点的空间分布划分成一系列同心圆环,然后统计每个圆环内部小波突出点邻域的颜色直方图。前面提到,小波突出点的检测对图像旋转、平移具有强鲁棒性,而且这组同心圆环本身具有几何对称性,因此这种方法在提取颜色空间信息的同时也具有旋转、平移不变性。

设 I 是任意一幅大小为 $M \times N$ 的图像, $(p_{i,j})_{M \times N}$ 是从图像上提取的小波突出点, $p_{i,j}$ 为小波突出点 (i,j) 处的灰度值,设 $w = \{(x,y) | (x,y) \text{ 是小波突出点}\}$, $|w|$ 是小波突出点的个数, B_1, B_2, \dots, B_L 是图像量化后的颜色柄数, $C = (\bar{x}, \bar{y})$ 为小波突出点的质心,其中, \bar{x} 和 \bar{y} 分别为: $\bar{x} = \frac{1}{|w|} \sum_{(x,y) \in w} x, \bar{y} = \frac{1}{|w|} \sum_{(x,y) \in w} y$

令 R 是以 C 为圆心的最大半径,定义 $R = \max_{(x,y) \in w} [(x -$

$$\sqrt{(\bar{x})^2 + (y - \bar{y})^2}]^{1/2}$$

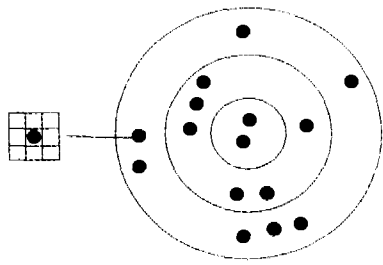


图2 基于小波突出点的环形区域示意图

对于给定的一个正整数 N , 把 R 分为 N 等份, 然后以质心 C 为圆心, 以 $(j \times R)/N$ 为半径 ($1 \leq j \leq N$) 画圆可得到 N 个环。那么由内至外每个环和 W 的交点把 W 分为 W_1, W_2, \dots, W_N 。我们把 W_1, W_2, \dots, W_N 称为 W 的一个分割。设 $|W_j|$ 表示环形区间 j 内小波突出点的数目, 选取各环内以每个小波突出点为中心的 $\lambda \times \lambda$ 临域内的所有像数点的集合 (本文 $\lambda=3$), 统计它们的颜色值获得第 j 个圆环的环形直方图 $H^j = \{h_i^j | 1 \leq i \leq L\}$, $\forall (x, y) \in w_j, (x', y') \in ((x, y), \lambda)$, $h_{x', y'}^j = h_{x, y}^j + 1$ 。图2给出了基于小波突出点的环形区域示意图。

3 相似性度量

设 Q 是待查询图像, P 是图像数据库中一幅图像, $Q =$

$\{Q^k | 1 \leq k \leq N\}$ 和 $P = \{P^k | 1 \leq k \leq N\}$ 分别表示 P, Q 归一化后的环形直方图序列, 则 P, Q 之间的相似度用 $D(P, Q)$ 表示, 用图像直方图序列来表示两幅图像的相似性可以通过直方图相交距离来表示:

$$D(P, Q) = \sum_{k=1}^N \min(H_p^k, H_q^k) \quad (11)$$

4 实验结果

本文图像数据库为 Corel 图像库中下载的 1000 幅图像, 图像大小为 384×256 或 256×384 , 这些图像分为 10 类, 每一类有 100 幅图像。在相同的软硬件环境下对上述算法和文 [7] 算法进行性能比较, 检索系统运行环境为 P4 2.3G PC, 256M 内存, Windows XP 操作系统。从检索准确率来评价算法性能, 准确率计算方法为: $P_T = \frac{n}{T}$, 其中, T 是图像检索系统自动检索输出的总的图像数目, n 为命中查询图像 Q 所在图像类的图像数目。具体步骤如下: 从上述图像数据库每一类中随机抽取 10 幅图像分别作为查询图像, 计算出 P_{10}, P_{20}, P_{30} , 然后对每一类计算平均检索准确率 $\bar{P}_{10}, \bar{P}_{20}, \bar{P}_{30}$ (见表 1)。

表1 本文算法和文[7]算法检索性能比较

测试图像类	$\bar{P}_{10}/\%$		$\bar{P}_{20}/\%$		$\bar{P}_{30}/\%$	
	本文算法	文[7]算法	本文算法	文[7]算法	本文算法	文[7]算法
Africa	48	42	43.2	34.5	39.6	32.7
Beach	27.3	20	22	16	19	16
Buildings	65	37	59.8	30	55.2	27
Buses	56.5	54	46.3	45.5	45.5	43.6
Dinosaurs	79	52	68.5	44	63	39
Elephants	65	26	57	20	44.5	19.3
Flowers	58.5	45	49.5	41	40.5	35.6
Horses	66	41	45	34	36	29
Mountains	42	24	31	17.5	33.5	16
Food	43	33	36.5	25.5	31	26

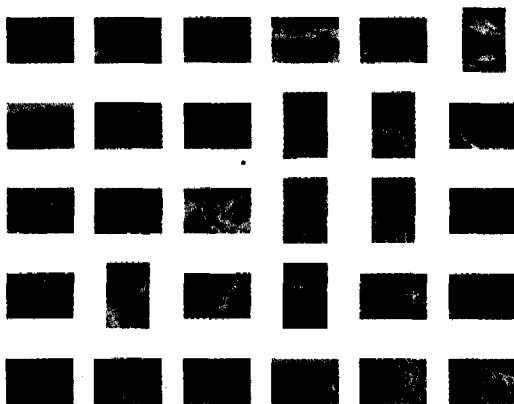


图3 建筑物的一个检索结果

结果中有 24 幅是准确检索图像。结果显示, 笔者提出的算法在所有测试集上的检索准确率优于文 [7] 算法。

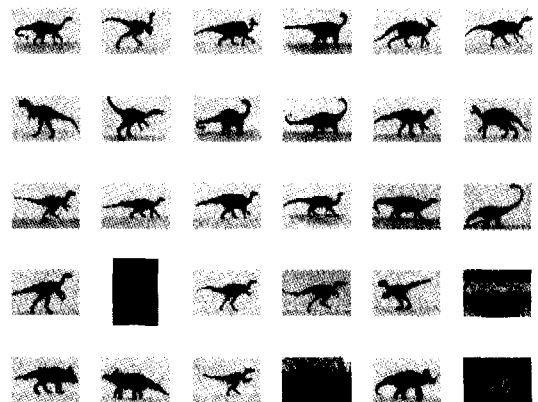


图4 恐龙的一个检索结果

图3和图4是用本文算法进行检索的两个结果, 显示的图像中, 左上角为查询图像兼检索结果, 其余图像为检索结果, 在图3检索结果中有 19 幅是准确检索图像, 在图4检索

检验结果正确,说明本 Petri 网中的所有库所中可能有的 token 数目不大于 1,是有界网。

(3)活性:这个性质检验比较繁琐,尤其是 Petri 网比较复杂的时候,需要很多次检验才能检验出来。本 Petri 网相对比较简单,从 Petri 网的图中可以简单看出可能出现不满足条件的地方重点检验。本例就检验迁移 $t1$,在可达性标记 $p3 > 0$ 的情况下是否可以被激活。由于 $t1$ 此时已经被激活一次, $t1 = 1$,所以不能够使用 $t1$ 来判断,在此处使用了激发 $t1$ 所需要的库所中是否含有 token 来判断。输入如下 LTL 语句:

```
□(p→<<□q)
# define p p3>0
# define q p1>0 && p2>0
```

检验结果显示错误,错误轨迹如图 3。

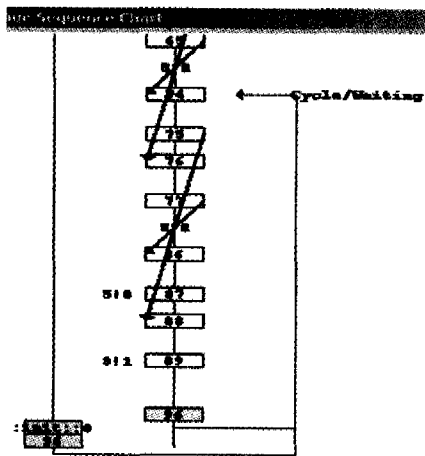


图 3 错误轨迹图

也就是说本 Petri 网不是活网。

例 2 的性质检验:

(1)可达性和有界性检验方式同上,结论是本 Petri 网具有可达性和有界性。

(2)活性:本 Petri 网相对比较简单,从 Petri 网的图中可以简单看出可能出现不满足条件的地方重点检验。输入如下 LTL 语句:

```
□((p2>0)→<<(p1>0))
```

检验结果错误,则说明 $p2$ 后存在死锁。错误轨迹图(图 4)表明在向第三个通道写入数据 2 也就是库所 $p3$ 中的 token 数目为 2 后程序一直等待,无法继续。在此处出现了死锁。因

(上接第 252 页)

结论 提出了一种基于小波突出点的图像检索方法,与传统的利用兴趣点进行图像检索方法不同,本文算法既利用了小波突出点的局部信息,又利用了小波突出点的空间分布信息,大量的实验和同类的方法比较表明,本文方法具有更高的图像检索效率。

参考文献

- 1 Kitchen L, Rosenfeld A. Gray-Level Corner Detection. Pattern Recognition Letters, 1982, 1: 95~102
- 2 Schmid C, Mohr R. Local Grayvalue Invariants for Image Retrieval. IEEE Trans on PAMI, 1997, 19:530~535

此本 Petri 网不是活网。

(3)公平性:迁移 $t2$ 和 $t3$ 竞争库所 $p2$ 中的 token,因此需要判断公平性。如果其中一个不被激活另一个被激活的次数是有限的,那么该网就具有公平性。用 LTL 描述为:

```
(p→□q)
# define p p2>0 && t3==0
# define q t2<=2
```

检验结果正确,说明 $t3$ 不被激活 $t2$ 被激活的次数小于等于 2,是有界的;迁移 $t2$ 和 $t3$ 位置等价,因此不需要判断 $t2$ 不被激活 $t3$ 被激活的情况。本 Petri 网具有公平性。

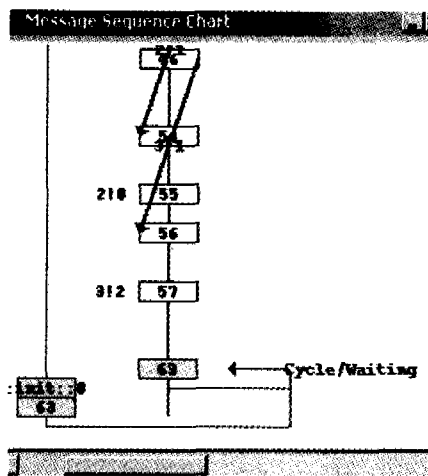


图 4 错误轨迹图

结论 本文介绍并实现了基于 Promela 的 Petri 网描述,及怎样采用 LTL 语句检验 Petri 网的性质。其不足之处在于用 LTL 检验 Petri 网公平性的时候需要对每一对迁移进行判断,耗费时间做相同的工作。

参考文献

- 1 SPIN 主页. http://spinroot.com/spin/whatispin.html
- 2 古天龙,蔡国永. 网络协议的形式化分析与设计. 电子工业出版社, 2003, 6:277~301
- 3 肖美华,薛锦云. 基于 Spin/Promela 的并发系统验证. 计算机科学, 2004
- 4 蒋昌俊. Petri 网的行为理论及其应用. 北京:高等教育出版社, 2003, 1:19~25
- 5 Holzmann G J. The Model Checker SPIN. IEEE Transactions on Software Engineering. 1997, 279~295
- 6 Grahlmann B, Pohl C. Profiting from SPIN in PEP. In: Proc. of the SPIN'98 Workshop, 1998

- 3 Beaudet P R. Rotationally Invariant Image Operators. International Conference on Pattern Recognition, 1978. 579~583
- 4 Harris C, Stephens M. A Combined Corner and Edge Detection. Image Vision Computing, 1998, 6:121~128
- 5 Bres S, Schettini R. Detection of Interest Points for Image Indexation. IEEE Conference on Image Processing, 1999. 227~234
- 6 Wolf C. Content-Based Image Retrieval Using Interest Points and Texture Features. In 3rd Int Conf on Visual InfSystem, 2000. 427~434
- 7 Heinrichs A, Koubaroulis D, Levienaise B. Image Indexing and Content-Based Search Using Pre-Attentive Similarities. IEEE Conference on Image Processing, 2000. 132~138
- 8 Loupas E, Sebe N, Bres S, et al. Wavelet-based salient points for image retrieval. International Conference on Image processing (ICIP2000), Canada; Vancouver, 2000. 10~13