

## 基于各向异性滤波耦合形状质心相对角位置的图形检索算法

申鸿烨, 张 宁

(沈阳广播电视大学 信息工程学院, 沈阳 110003)

**摘 要:** 基于形状的目标检索技术难以检测噪声轮廓, 无法兼顾表示其全局与局部显著性, 导致检索精度不高。为此, 提出一种图形检索算法。通过引入各向异性滤波, 设计图形显著性检测算子, 平滑噪声点与保留高曲率特征点, 精确检测其形状显著性点, 考虑形状轮廓点的总数与显著性位置, 基于形状质心, 定义相对角位置计算模型, 并联合曲率函数, 确定每个显著性点的表示值, 将形状全局特征嵌入到局部细节中, 联合动态规划算法, 构建形状显著性相似度测量模型, 进行特征点匹配, 完成图形检索。测试结果表明, 与基于形状的图像特征描述符相比, 该算法具有更高的检索精度与更强的鲁棒性。

**关键词:** 图形检索; 各向异性滤波; 形状质心; 相对角位置; 曲率函数; 动态规划

**中文引用格式:** 申鸿烨, 张 宁. 基于各向异性滤波耦合形状质心相对角位置的图形检索算法[J]. 计算机工程, 2017, 43(7): 261-267, 273.

**英文引用格式:** Shen Hongye, Zhang Ning. Image Retrieval Algorithm Based on Anisotropic Filtering Coupled with Relative Angular Location of Shape Centroid[J]. Computer Engineering, 2017, 43(7): 261-267, 273.

### Image Retrieval Algorithm Based on Anisotropic Filtering Coupled with Relative Angular Location of Shape Centroid

SHEN Hongye, ZHANG Ning

(School of Information Engineering, Shenyang Radio and TV University, Shenyang 110003, China)

**[Abstract]** In order to solve the problem that it is difficult to detect the contour of the image based on the shape of the target, it can not take into account the global and local saliency, and the retrieval accuracy is not high. By introducing anisotropic filtering, design graphics saliency detection operator, to smooth the noise and retain high curvature features, its shape was accurate detection, considering the total shape of the contour points and the significant position, based on the shape of centroid, defined relative angular position calculation model, and combined with curvature function, determine the representation of each significant point values will shape the global features embedded into the local details, combined with dynamic programming algorithm to construct the shape significant similarity measurement model, feature point matching, complete graphics retrieval. The test results show that the proposed algorithm has higher retrieval precision and stronger robustness than the shape based image descriptor.

**[Key words]** image retrieval; anisotropic filtering; shape centroid; relative angular position; curvature function; dynamic programming

**DOI:** 10.3969/j.issn.1000-3428.2017.07.044

### 0 概述

随着经济与工业技术的快速发展, 图像因其具有良好的直观视觉表达, 在各个领域受到人们的重视。而大量的图像库中拥有诸多类型的图像可以被利用<sup>[1]</sup>。将图像信息转换成图形信息, 依据几何表达表示图像轮廓, 可使检索结果更为精确, 在房屋、桥梁建造以及商标应用领域得到了广泛应用, 利用

好海量图形信息对推动各项工程设计, 开发相应的图形检索设计具有重要应用价值<sup>[2]</sup>。因此, 迫切需要开发用于大型数据库中存储与检索的图形信息系统。为了在大型数据库中找出目标图形, 需要描述目标的低位特征, 如颜色、形状以及纹理细节。其中, 形状是描述图像内容的基本视觉特征, 成为当前图像检索常用的特征之一, 但大多图像检索技术都采用了形状描述符<sup>[3]</sup>。如文献[4]针对多视图匹配

**作者简介:** 申鸿烨(1973—), 男, 副教授、硕士, 主研方向为图像处理; 张 宁, 讲师、博士。

**收稿日期:** 2016-05-14 **修回日期:** 2016-07-17 **E-mail:** 641560715@qq.com

利用模板匹配精度低、计算量大等问题,提出了基于形状信息描述的图像特征匹配算法,基于曲线凸性,将形成的关键点周围直线段组定义为形状特征,利用局部形状特征包中所有点集相对其几何中心的位置关系分布形成描述子,仿真测试显示其具有较高的匹配精度。文献[5]为了提高图像形状匹配与精索精度,提出了基于中心-轮廓距离特征统计的特征提取算法,使用中心-轮廓距离对图像形状进行层次分解,并对各层形状映射部分的链码描述进行分析,继而形成了中心-轮廓距离与链码的联合统计描述子,测试结果显示其算法具有良好的特征检测精度。文献[6]为了从数据库中精确检索出目标图像,设计了基于有效区域形状表示技术的图像检索算法,通过提取形状特征,从数据库搜索出与目标接近的图像,实验结果显示其算法具有良好的检索精度。

然而,基于形状的图像描述符对轮廓噪声较为敏感,忽略了形状轮廓点的总数与显著性点的位置,兼顾表示其全局与局部显著性,使其特征检测精度不佳。

对此,本文使用显著性点表示图像形状,提出基于形状重心与各向异性滤波器相对角位置的形状检索算法。利用设计的图形显著性检测算子,以平滑噪声点与保留高曲率特征点,精确检测其形状显著性点;定义了相对角位置计算模型,并联合曲率函数,确定每个显著性点的表示值。构建形状显著性相似度量模型,形成新的匹配算法,完成目标检索,并测试了本文算法的检索精度。

## 1 图形检索算法设计

本文检索技术如图1所示。由图1可知,该算法流程包含3个部分:1)图形显著性点的检测;2)定义形状质心的相对角位置计算模型,联合曲率函数,表示这些显著性点;3)利用显著性相似度量模型,完成特征点匹配。通过各向异性滤波的过滤,较好地平滑噪声点与保留高曲率特征点,精确检测其形状显著性点;利用相对角位置与曲率函数表示显著性点,降低对噪声的敏感度,并兼顾图像形状轮廓的局部与全局信息;检测显著性点及确定其表示值后,利用匹配算法对不同形状完成相似度量。

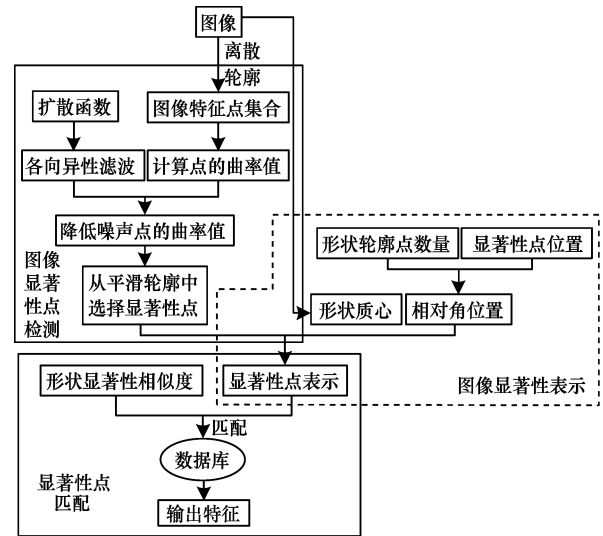


图1 本文检索算法流程

算法的具体步骤如下:

1)图形显著性点检测。为了精确检测图像中的显著性点,本文引入扩散函数来平滑噪声点与保留高曲率特征点。令图形特征点集合为  $P = (p_1, p_2, \dots, p_n)$ , 用来表示图像形状的离散轮廓。用空间坐标来表示每个点  $p_i$ , 即  $p_i = (x_i, y_i)$ ,  $i = 1, 2, \dots, n$ ,  $n$  代表轮廓点的总数。显著性点检测算子如下:

(1) 给定一个轮廓点  $p_i = (x_i, y_i)$ , 且该点的左  $K$  领域与右  $K$  领域分别为  $p_{i+K} = (x_{i+K}, y_{i+K})$ ,  $p_{i-K} = (x_{i-K}, y_{i-K})$ 。则其曲率值  $\varphi(p_i)$  模型为:

$$\varphi(p_i) = \frac{a\varepsilon - \gamma\delta}{(a^2 + \gamma^2)^{3/2}} \quad (1)$$

$$\begin{cases} a = (x_{i+K} - x_{i-K}), \varepsilon = (y_{i+K} - 2y_i + y_{i-K}) \\ \gamma = (y_{i+K} - y_{i-K}), \delta = (x_{i+K} - 2x_i + x_{i-K}) \end{cases} \quad (2)$$

(2) 为了能够检测整个图形中所有的点,本文利用各向异性滤波来平滑轮廓形状而不丢失的高曲率值。引入扩散函数<sup>[7]</sup>, 定义了各向异性滤波。扩散函数如下<sup>[7]</sup>:

$$g = \text{div}(c(x, y, t)\nabla g) = c(x, y, t)\nabla g + \nabla c \cdot \nabla g \quad (3)$$

其中,  $\text{div}$  代表散度算子;  $\nabla$  为梯度;  $c(x, y, t)$  是扩散系数;  $t$  为时间尺度。

根据式(3), 给定函数  $u \in R^c \rightarrow R$ ,  $c = 1, 2, 3$ , 则各向异性滤波为:

$$\begin{cases} u_i = \text{div}(g|\nabla u|\nabla u) \\ u_0 = I \end{cases} \quad (4)$$

其中,  $I$  代表噪声图像;  $g$  为非增扩散函数, 使得  $g(0) = 1, g(s) \geq 0$ 。

(3) 从平滑轮廓中选择出图像显著性点, 也就是

那些局部最大或者最小的点。

在检测出图形的显著性点后,就可获得这些点的表示  $P' = (s_1, s_2, \dots, s_x)$ , 其中,  $s_i$  代表显著性点。

2) 图像显著性点  $s_i = (s_{1,i}, s_{2,i})$  表示。经过步骤 1) 处理后,可检测定位出图像显著性点,接下来就需要确定每个显著性点的表示值。根据文献[8]思想,通过使用一对显著性点  $(s_{1,i}, s_{2,i})$  来确定显著性表示  $s_i$ , 其中  $s_{1,i}$  表示形状轮廓中显著性点的相对位置,  $s_{2,i}$  使用其影响区域来量化显著性点的相关度。但是这种表示方法对噪声与尺度非常敏感。对此,基于文献[8]思想,本文提出了一种新的表示方法,降低其对噪声的敏感度以及增强其尺度不变性。为了表示相关位置  $s_{1,i}$ , 本文基于形状质心,定义了相对角位置计算模型;同时,为了量化显著性相关度  $s_{2,i}$ , 本文使用了曲率信息。

(1) 相对角位置计算  $s_{1,i}$ 。本文在文献[8]基础上,考虑形状轮廓点的总数与显著性位置来计算相对角位置,从而提高显著性点表示的鲁棒性以及尺度不变性。为此,本文引入形状质心,将其视为参考点,以计算相对角位置。令  $S$  为显著性点,  $C$  为形状质心,  $C'$  是另一个任意形状轮廓点,见图 2。则依据余弦定律,角度  $\theta$  计算模型为:

$$c^2 = a^2 + b^2 - 2ab \cos \theta \quad (5)$$

$$\theta = \arccos \left( \frac{a^2 + b^2 - c^2}{2ab} \right) \quad (6)$$

其中,  $a = |\overline{CS}|$ ;  $b = |\overline{C'C}|$ ;  $c = |\overline{SC'}|$ 。

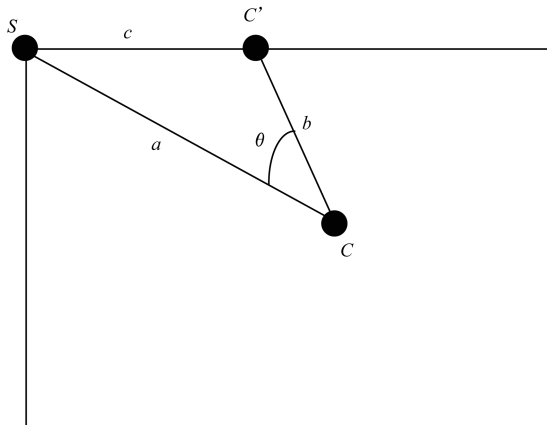


图 2 显著性点 S 的相对角位置

(2) 显著性相关度  $s_{2,i}$ 。使用显著性相关度是为了表示点  $s_{2,i}$ , 由轮廓分割  $p(x) = (x(s), y(s))$  构成。为了量化这个相关度值,本文引入曲率函数,计算其

分割凸性:

$$\varphi(x) = \frac{dp(x)}{ds} = \frac{x'(s)y'(s) - y'(s)x'(s)}{(x'(s)^2 + y'(s)^2)^{\frac{3}{2}}} \quad (7)$$

其中,  $x'(x), y'(x)$  分别代表  $x, y$  的一阶偏导;  $x''(x), y''(x)$  分别代表  $x, y$  的二阶偏导。

该离散曲率函数主要是通过式(1)来实现的,其考虑了领域尺寸  $K$ 。  $K$  越大,则形状轮廓的局部信息细节会丢失;反之,当  $K$  逐步变小,则精细细节可以被捕获,而全局信息会丢失。为了兼顾图像形状轮廓的局部与全局信息,本文考虑尺寸  $K = n_c / in_i, i = 1, 2, \dots, n_k$  的  $n$  个分割,使用其平均值来达到此目的。其中,  $n_c$  代表形状轮廓点数量。本文取  $n_i = n_c = 5$ 。通过使用  $n_i, n_c$  来定义分割尺寸,从而来计算其显著性值。

噪声轮廓能够惩罚轮廓分割的凹信息,如图 3 所示。噪声轮廓的凹性比无噪声要大,因此,这 2 个显著性会有不同的曲率。为了避免这种情况,本文在计算其曲率前,利用高斯滤波对其形状轮廓实现平滑处理,如图 4 所示。

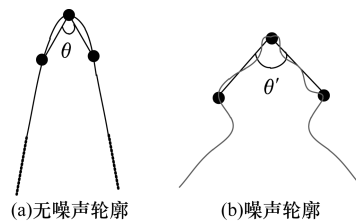


图 3 相似轮廓的 2 种分割

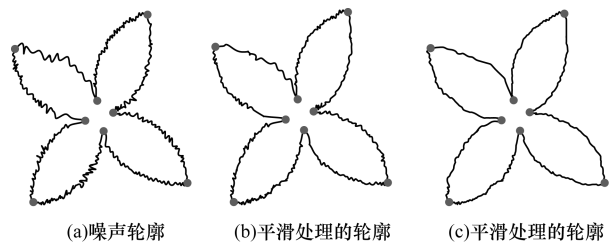


图 4 形状轮廓的平滑处理

本文提出的显著性表示方法对噪声的鲁棒性要比文献[8]强。图 5 显示了本文算法与文献[8]的差异。图 5(a)、图 5(b)分别是无噪声轮廓与噪声轮廓;而图 5(c)、图 5(d)分别为本文算法与文献[8]的显著性表示值。从图中可知,利用本文算法对应的噪声轮廓与无噪声轮廓的显著性表示值几乎相等;而文献[8]体现出的显著性表示值存在较大差异。

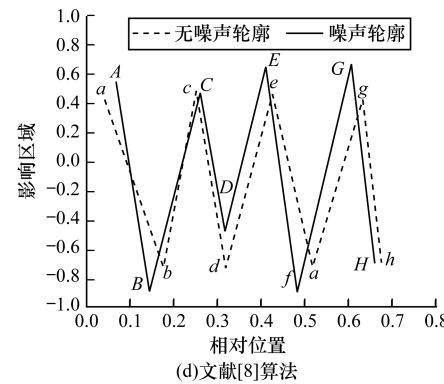
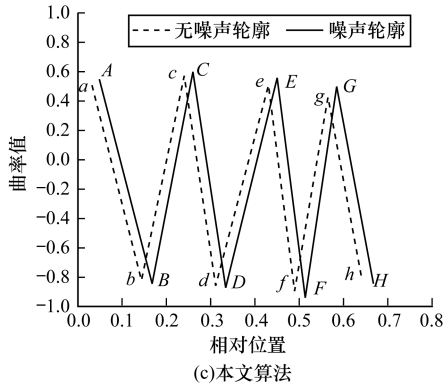
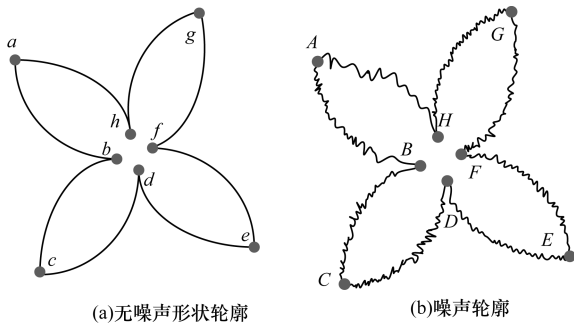


图5 本文算法与文献[8]算法显著性表示方法的鲁棒性

(3) 图像显著性点的匹配。经过上述步骤处理，完成了图像显著性点的检测与表示。接下来需要测量2个矢量化形状之间的相似度以完成匹配。在本文中，由于这些矢量尺寸是依赖于显著性点的数量，因此其大小可以是不同的。故本文设计的距离函数考虑了该因素。对于2个形状轮廓A与B的距离函数 $d_s(A, B)$ ，本文采用能量函数最小化来表示。该函数可给出2个形状轮廓A与B的最佳对应关系之间的距离。故本文设计的匹配算法对于旋转与镜像具有不变性。

由于本文是将分析图像作为一个区域集合，因此该距离 $d_s(A, B)$ 是基于局部特征；但是为了增加图识别能力，本文将形状全局特征引入到 $d_s(A, B)$ 中，则得到的匹配函数为：

$$D_f(A, B) = d_g(A, B) + \frac{d_s(A, B)}{c_f(A, B)} \quad (8)$$

其中， $d_g(A, B)$ 代表考虑全局特征的距离； $d_s(A, B)$ 为考虑局部特征（显著性点）的距离； $c_f(A, B)$ 代表测量形状复杂度的函数。

为了测量图像的全局特征，本文考虑了3个几何形状特征：长宽比（AR），偏心（E）以及可靠性（S）。这3个形状特征包含了诸多图形全局特征信息，故 $d_g(A, B)$ 模型为：

$$d_g(A, B) = |AR_A - AR_B| + |E_A - E_B| + |S_A - S_B| \quad (9)$$

其中， $AR_A, E_A, S_A$ 分别代表形状A的长宽比、偏心以及可靠性； $AR_B, E_B, S_B$ 分别代表形状A的长宽比、偏心以及可靠性。

而全局特征与局部特征之间的平衡是由 $c_f(A, B)$ 控制。若图形形状非常复杂，则 $c_f(A, B) \rightarrow \infty$ ，故式(8)中的 $\frac{d_s(A, B)}{c_f(A, B)} \rightarrow 0$ 。

在本文中，图形形状S的复杂度被视为形状角点处的最大、最小曲率值之间的绝对误差 $CF_S$ ：

$$CF_S = |S_{\max} - S_{\min}| \quad (10)$$

其中， $S = \{(S_{1,1}, S_{2,1}), (S_{1,2}, S_{2,2}), \dots, (S_{1,n}, S_{2,n})\}$ ；n为显著性点的数量； $S_{\max} = \max_{1 \leq i \leq n} (S_{2,i})$ ； $S_{\min} = \min_{1 \leq i \leq n} (S_{2,i})$ 。

因此，结合式(8)~式(10)， $c_f(A, B)$ 的计算模型为：

$$c_f(A, B) = \varepsilon + CF(A) + CF(B) \quad (11)$$

其中， $CF(A), CF(B)$ 分别代表形状A与B的复杂度； $\varepsilon$ 为常量，本文取 $\varepsilon = 1$ 。

(4) 形状显著性相似度计算。相似度函数 $d_s(A, B)$ 的目标就是测量形状A与形状B之间的距离。本文通过利用显著性点来表示图形形状 $A = (a_1, a_2, \dots, a_n), B = (b_1, b_2, \dots, b_m)$ 。其中，n, m分别代表形状A与形状B的显著性点数量。每个点 $a_i \in [0, 1]$ 都是一对的 $(a_{1,i}, a_{2,i})$ 。由于 $a_{1,i}, a_{2,i}$ 都是正则化的，因此 $a_{1,i}$ 代表角度位置，而 $a_{2,i}$ 为曲率值。

考虑到集合A与集合B都是通过角度相对位置来排序的，且 $n \leq m$ ，则相似度测量的原理就是找出形状与形状B之间的最佳对应关系。故本文定义函数 $\varphi: (1, 2, \dots, n) \rightarrow (1, 2, \dots, m)$ 来表示这种对应关系，使得对于任意的 $i = 1, 2, \dots, n - 1$ ，都有 $\varphi(i) \leq \varphi(i + 1)$ ，且对于任意的 $i \in (1, 2, \dots, n)$ ，使得 $a_i$ 被映射到 $b_{\varphi(i)}$ 。则形状A与B之间的距离为：

$$D^{A,B}(\varphi) = \sum_{i=1}^n \|a_i - b_{\varphi(i)}\| \quad (12)$$

$$\|a_i - b_{\varphi(i)}\| = \|a_{1,i} - b_{1,\varphi(i)}\| + \|a_{2,i} - b_{2,\varphi(i)}\| \quad (13)$$

然而, 为了使得距离  $D^{A,B}$  对旋转具有不变性,  $D^{A,B}$  应该能计算出  $A$  与  $B$  之间所有可能的变化。这个变化值是根据  $B$  的第一个点与  $A$  其他点的差异来定义的。也就是  $tr_k = (b_{1,1} - a_{1,k}), k = 1, 2, \dots, n$ 。这个变化值包含了  $A$  的相对位置  $a_{1,i}$  中的  $t_k$ 。对于每个变化值, 可以得到一个新的  $A^k = \{a_1^k, a_2^k, \dots, a_n^k\}$ , 其中,  $a_i^k = (a_{1,i}^k, a_{2,i}^k), a_{1,i}^k = ((a_{1,i} + t_k) \bmod 1)$ 。其中,  $\bmod 1$  是用来确保  $a_{1,i}^k \in [0, 1]$ , 且  $a_{2,i}^k = a_{2,i}$ 。对于变化  $A^k$ , 距离函数  $D^{A^k,B}(\varphi)$  为:

$$D^{A^k,B}(\varphi) = \sum_{i=1}^n \| a_i^k - b_{\varphi(i)} \| \quad (14)$$

因此, 距离  $D^{A^k,B}(\varphi)$  对旋转具有不变性, 其目标就是找出最佳变化  $t_k$ , 使得  $D^{A^k,B}(\varphi)$  最小。

另外, 为了使相似度对镜像具有不变性, 需要考虑距离计算中的逆向变量。也就是得到  $A_i = \{a_{n1}, a_{n2}, \dots, a_{nm}\}, a_{ni} = (a_{1,i}, a_{2,(n+1)-i})$ 。因此, 形状  $A$  与  $B$  之间的距离可以通过初始  $A$  及其逆向  $A_i$  形成的最小距离来计算:

$$d_s(A, B) = \min\left\{ \min_k(D^{A^k,B}(\varphi)), \min_k(D^{A_i^k,B}(\varphi)) \right\} \quad (15)$$

在后续的实验部分中, 只考虑距离  $d_s$  来提供检索结果, 而其他结果考虑距离  $D_f$ 。

为了解决式 (12) 的最小化问题, 本文利用动态规划算法<sup>[9]</sup>来完成。首先, 本文使用  $A$  与  $B$  的所有元素  $r = (r_{ij}) = \| a_i - b_j \|$  来定义  $r: n \times m$ 。其中,  $i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, m$ 。

可见, 找到式 (12) 的最小值问题, 可以被视为关于不同矩阵的最小值路径问题。为了得到这个解, 本文将  $r$  视为有向非循环图, 见图 6, 当且仅当  $i \leq k \leq i+1, j \leq l \leq j+1$ , 其元素  $r_{i,j}$  被映射到  $r_{k,l}$ 。本文通过定义如下递归函数, 即可得到最小值路径:

$$M(i, j) = \begin{cases} r_{ij}, i = 1, j = 1 \\ r_{ij} + M(i, j - 1), i = 1, j > 1 \\ r_{ij} + M(i - 1, j), i > 1, j = 1 \\ M(i - 1, j - 1) \\ M(i, j - 1), 1 < i < n, 1 < j \leq m \\ \infty, \text{其他} \end{cases} \quad (16)$$

通过上述递归运算与动态规划算法, 可得到  $D^{A,B}(\varphi)$ 。为了考虑所有  $n$  种变化  $tr_k$ , 需要重新计算  $D^{A^k,B}(\varphi)$ 。使用如下函数来考虑:

$$r = (r_{i,j}) = \| (a_i + tr) - b_j \| \quad (17)$$

其中,  $tr = (tr_k, 0), i = 1, 2, \dots, n, j = 1, 2, \dots, m; tr_k$  代表变化值。

综上所述, 距离  $D^{A,B}(\varphi)$  是所有可能变化中的最小距离。

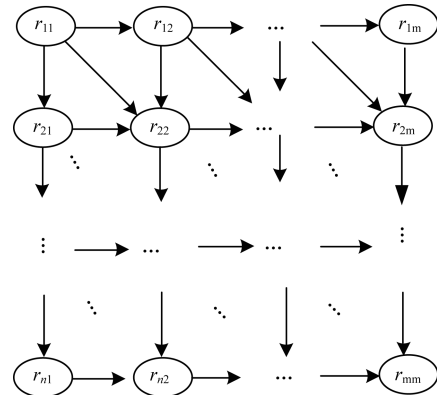


图 6 长度为  $n$  与  $m$  时 2 个变量对应的有向非循环图

## 2 实验结果与分析

本文借助 Matlab, 并在 MPEG-7CE-shape-1PartB<sup>[10]</sup> 形状图像库中测试本文算法的检索性能。该形状库包含了 20 种类型的 1 400 幅图像。部分形状图像如图 7 所示。

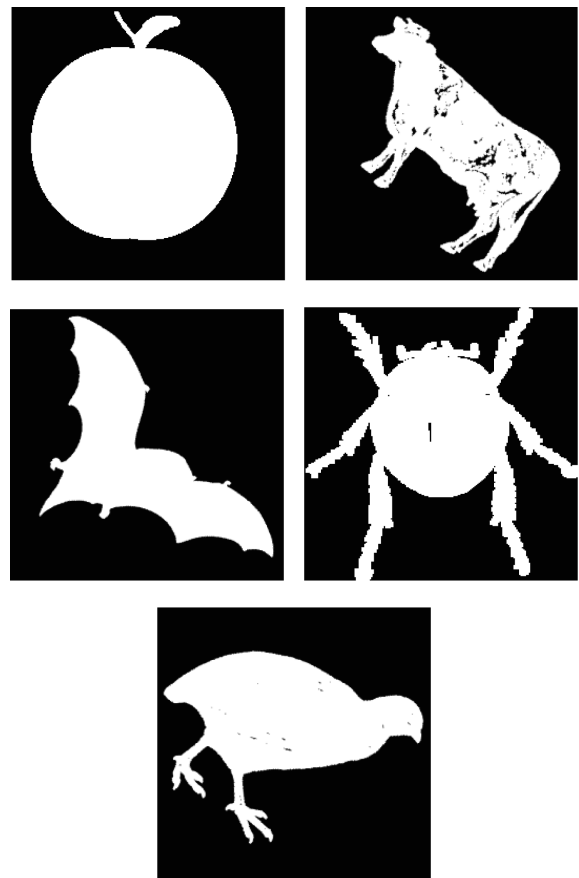


图 7 MPEG-7 形状图像库中的部分样例

为彰显所提检索技术的先进性, 将当前检索精度较高的描述符视为对照组: Cbfd 描述符<sup>[11]</sup>、

PHOG 描述符<sup>[12]</sup>分别记为  $A, B$  技术。并利用查全率-查准率<sup>[13]</sup>衡量这些技术的精度:

$$\text{查全率} = \frac{\text{检索出的相关图像量}}{\text{系统中的相关图像总量}} \quad (19)$$

$$\text{查准率} = \frac{\text{检索出的相关图像量}}{\text{检索出的图像总量}} \quad (20)$$

### 2.1 图像检索效果

以图 8 为查询对象,利用本文算法与对照组的描述符在 MPEG-7CE-shape-1PartB 数据库中完成检索,结果如图 9~图 11 所示。



图 8 查询对象

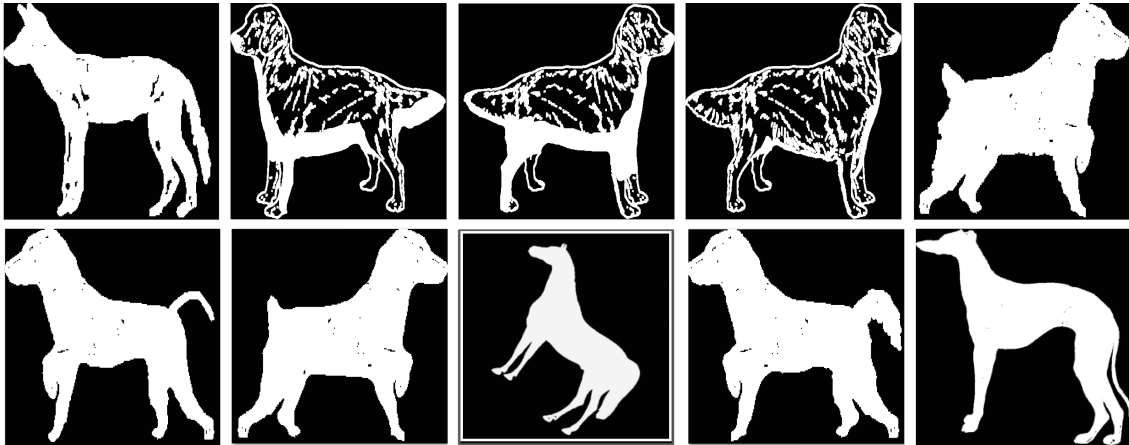


图 9 本文算法的检索结果

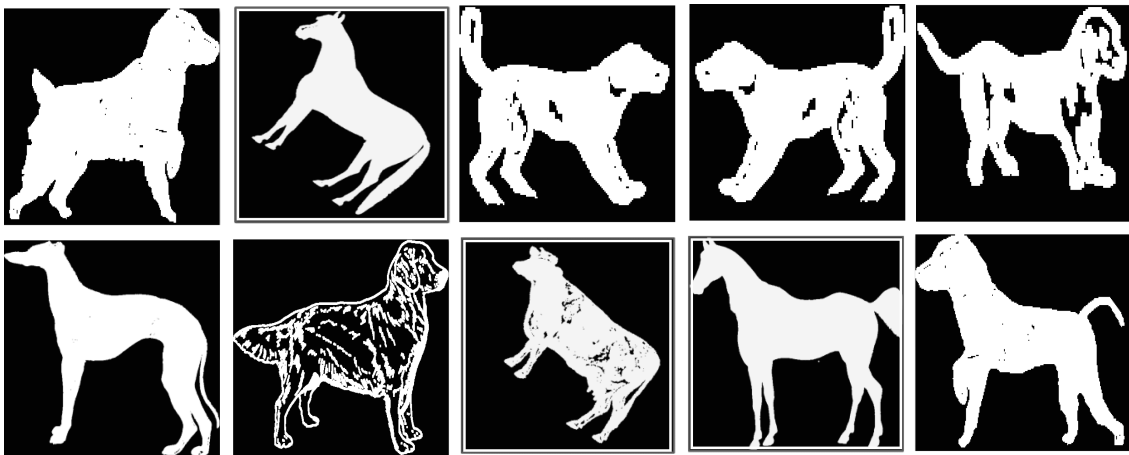


图 10 CBFD 描述符检索结果

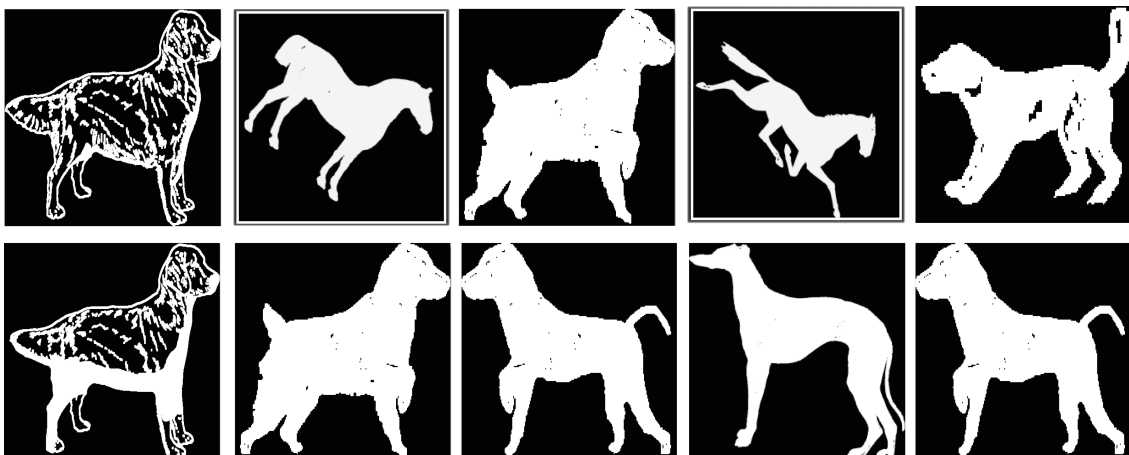


图 11 PHOG 描述符检索结果

从图中可知,本文算法的检索精度最好,误配率最低,只有一幅图像是错误的,见图 9 中的方框所示;而 Cbfd,PHOG2 种描述符的检索准确率不佳,见图 10、图 11 中的方框。原因是本文算法利用各向异性滤波来设计图像显著性检测算子,有效平滑噪声点与保留高曲率特征点,精确检测其形状显著性点,并考虑了形状轮廓点的总数与显著性位置,基于形状质心,计算其相对角位置,且兼顾了形状的局部特征与全局特征,测量 2 个形状间的相似度,精确完成特征点匹配,使其检测所有可能存在的变化。而对照组算法无法保留高曲率特征点,难以兼顾形状的局部与全局特征,使其鲁棒性不理想,对于相似度极高的两种形状,易出现误检。

为了进一步量化这些算法的检索精度,在 MPEG-7CE-shape-1PartB 数据库中随机选取 10 幅图像作为查询图像,以测试其 Recall-Precise 曲线<sup>[13]</sup>,结果见图 12。依图可知,在 MPEG-7CE-shape-1PartB 形状库中,本文检索技术的准确率始终最高。当召回率在 0.2 范围内,3 种机制都拥有较为理想的检索准确率,都超过了 0.8;然而,随着召回率的继续增加,本文算法的优势更加突出,当召回率达到 0.65 时,本文技术的精度仍接近 0.65。在召回率接近 0.95 时,本文算法的检索精度较文献[11-12]分别提高了 18%,10%。原因是本文算法通过设计图像显著性检测算子,有效平滑噪声点与保留高曲率特征点,并兼顾局部与全局特征来测量相似度,使得所提技术对旋转、尺度变化、镜像以及噪声等具备较强的鲁棒性;而文献[11-12]没有兼顾细节与全局特征,使其对尺度与噪声较为敏感,从而降低了检索精度。这些数据显示了该算法拥有较为理想的检索准确率。

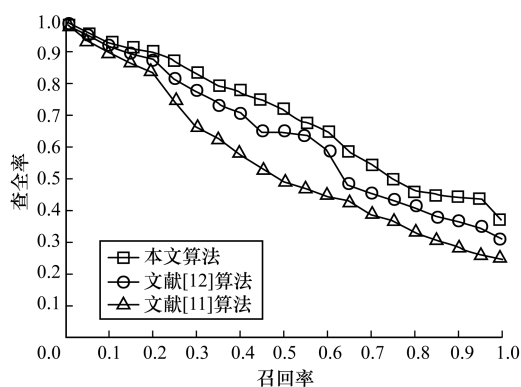


图 12 3 种检索技术的 PR 曲线

## 2.2 索引容量分析

一个理想的图像检索算法不但拥有较高的检索精度,同时还应具备的检索效率与较小的索引容量,以提高算法的扩展性能<sup>[14-15]</sup>。实验条件为:DELL,

2.5 GHz 双核 CPU,8 GB 的内存,WindowsXp 系统。同样在 MPEG-7CE-shape-1PartB 形状库中完成测试,结果见表 1。由表 1 可知,所提检索算法的索引容量接近文献[11],分别为 0.65 MB,0.47 MB,而文献[12]需要的容量最大,约为 1.32 MB。虽然所提算法的索引容量比文献[11]略大,时耗比其高;但是本文检索算法的准确率显著高于文献[11]。

表 1 各检索算法索引容量

算法	容量/MB	时耗/ms
本文检索算法	0.65	18
文献[11]算法	0.47	12
文献[12]算法	1.32	27

## 3 结束语

为了有效检测噪声轮廓,并兼顾表示其全局与局部显著性,提高算法的检索精度,本文提出各向异性滤波耦合形状质心相对角位置的图形检索技术。利用扩散函数构建图形显著性检测算子来精确检测其形状显著性点;考虑图像形状轮廓点的总数与显著性位置,定义了相对角位置计算模型,并联合曲率函数,确定每个显著性点的表示值;利用最小化能量函数,建立形状显著性相似度测量模型,增强算法的识别能力,精确完成图形检索。实验结果表明,该算法对噪声以及几何变换具有较高的鲁棒性,显著提高了图形检索精度。由于当前 MPEG-7CE-shape-1PartB 形状库较小,后续将算法用于更大或更复杂数据集集中测试,以进一步验证算法的效率与精度。

## 参考文献

- [1] 黄紫藤,吴玲达,贾瑞君.一种动画形象素材的形状检索方法[J].计算机工程,2011,37(16):212-214.
- [2] 唐 涛,高满屯,何 波.基于特征点的图形检索研究[J].图学学报,2014,35(1):16-20.
- [3] Huang Xiaoqing,Zhang Qin,Liu Wenbo. A New Method for Image Retrieval Based on Analyzing Fractal Coding Characters [J]. Journal of Visual Communication and Image Representation,2013,24(1):42-47.
- [4] 陈国栋,孙荣川,任子武.一种基于形状信息描述的图像特征匹配算法[J].中南大学学报(自然科学版),2013,44(2):33-38.
- [5] 郭树旭,赵 静,李雪妍.基于中心-轮廓距离特征统计的形状表示方法[J].电子与信息学报,2015,37(6):1365-1370.
- [6] Santhosh P, Mathew P S. A Novel Image Retrieval System Using an Effective Region Based Shape Representation Technique [J]. International Journal of Image Processing,2010,4(5):509-518.
- [7] Tudor B. Robust Anisotropic Diffusion Scheme for Image Noise Removal [J]. Procedia Computer Science, 2014,35(11):522-530.

(下转第 273 页)

其中, 图 5(a)、图 5(d) 是 2 幅原始图像; 图 5(b)、图 5(e) 是文献[10]算法的 16 倍放大结果; 图 5(c)、图 5(f) 是本文算法的放大结果。由图 5(b)、图 5(e) 可以看出, 文献[10]算法在图像的边缘位置存在明显的伪吉布斯现象, 并产生了虚假边缘导致的图像失真问题。而本文算法放大的结果图 5(c)、图 5(f), 失真度较小, 目标边缘也比较清晰, 能够有效消除伪吉布斯现象, 并避免虚假边缘的产生。

### 3 结束语

本文提出一种小波域内高频子带插值放大的算法。该算法根据 Daub 5/3 小波高频系数的提升公式, 计算高频系数在原始图像中对应的相关像素的前后变化量或上下变化量, 然后依照这 2 个变化量的大小, 确定各高频系数在放大高频子带中的定位布放位置。对于高频子带放大后空白点的高频系数, 只能在相应的边缘及其所在的方向上进行插值计算, 其余空白高频系数必须保持为 0。实验结果表明, 该算法能够克服由于小波变换缺乏平移不变性造成的伪吉布斯现象。

#### 参考文献

- [1] 金海丁, 周孝宽. 数字图像自适应插值[J]. 激光与红外, 2006, 36(9): 907-910.
- [2] Parker J A, Kenyon R V, Troxel D E. Comparison of Interpolating Methods for Image Resampling[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1983, 2(1): 31-39.
- [3] 龚昌来, 杨冬涛. 一种改进的双线性插值图像放大算

法[J]. 激光与红外, 2009, 39(8): 899-901.

- [4] 王会鹏, 周利莉, 张 杰. 一种基于区域的双三次图像插值算法[J]. 计算机工程, 2010, 36(19): 216-218.
- [5] 李英明, 夏海宏. 双二次 B-样条插值图像缩放[J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(10): 1937-1943.
- [6] 李庆忠, 刘 清. 基于小波变换的低照度图像自适应增强算法[J]. 中国激光, 2015, 42(2).
- [7] 李慧斌, 刘 峰. 小波变换和稀疏冗余表示的混合图像去噪[J]. 中国图象图形学报, 2012, 17(9): 1061-1068.
- [8] 刘志刚, 刘代志. 基于小波变换的图象放大方法再探讨[J]. 中国图象图形学报, 2003, 8(4): 403-408.
- [9] 杨 波, 吴纪桃, 谢晓振. 小波域中双稀疏的单幅图像超分辨率[J]. 中国图象图形学报, 2014, 19(11): 1570-1576.
- [10] 程玉宝. 一种基于小波变换的红外图像放大算法[J]. 光学与光电技术, 2008, 6(5): 59-61.
- [11] 冯象初, 姜东焕, 徐光宝. 基于变分和小波变换的图像放大算法[J]. 计算机学报, 2008, 31(2): 340-345.
- [12] 蔡 念, 张海员, 张 楠, 等. 基于小波的双线性插值误差补偿算法的图像放大[J]. 激光与红外, 2010, 40(5): 558-562.
- [13] 董卫军, 周明全, 耿国华. 一种新的基于小波变换的图像放大算法[J]. 计算机应用与软件, 2007, 24(4): 18-20.
- [14] 刘 婕, 宋伟杰. 基于小波变换和 Cycle Spinning 图像放大算法[J]. 计算机工程与应用, 2011, 47(33): 207-208.
- [15] Adams M D, Ossentri F K. Reversible Integer-to-integer Wavelet Transforms for Image Compression: Performance Evaluation and Analysis[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2000, 9(6): 1010-1024.

编辑 索书志

(上接第 267 页)

- [8] Torres R S, Falcao A X. Contour Saliency Descriptors for Effective Image Retrieval and Analysis[J]. Image Vision Comput, 2007, 25(1): 3-13.
- [9] Luce B, Saïd H, Raïd M. One-level Reformulation of the Bilevel Knapsack Problem Using Dynamic Programming[J]. Discrete Optimization, 2013, 10(1): 1-10.
- [10] Xu Guoqing, Mu Zhichun, Xu Ye. Shape Retrieval Using Multi-level Included Angle Functions-based Fourier Descriptor[J]. Journal of Southeast University, 2014, 30(1): 22-26.
- [11] El-ghazal A, Basir O, Belkasim S. Invariant Curvature-based Fourier Shape Descriptors[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2012, 23(4): 622-633.

- [12] Atreyee S, Sugata B, Liu Chengjun. New GPHOG Descriptors for Object and Scene Image Classification[J]. Machine Vision and Applications, 2014, 25(2): 361-375.
- [13] 李明子. 基于紧凑局部描述符聚类矢量签名的 Web 规模图像检索研究[J]. 科学技术与工程, 2014, 14(31): 84-89.
- [14] Miguel A H, Francisc J F. An Improved Distance-based Relevance Feedback Strategy for Image Retrieval[J]. Image and Vision Computing, 2013, 31(10): 124-131.
- [15] Jawandhiya P M, Pravin R S, Suresh A A. Image Indexing for Fast Retrieval of Image from Image Database Using Color Feature[J]. International Journal of Advancements in Technology, 2010, 1(2): 170-174.

编辑 刘 冰 索书志