

古钱币图像的多尺度相对矩检索方法

肖 锋^{1,2}, 周明全³, 耿国华¹

(1. 西北大学可视化技术研究所, 西安 710127; 2. 西安工业大学计算机科学与工程学院, 西安 710032;
3. 北京师范大学信息科学与技术学院, 北京 100875)

摘 要: 提出一种古钱币图像的多尺度相对矩检索方法。利用小波多尺度特征模板提取边缘图像, 基于多尺度相对矩进行特征提取, 对特征向量归一化并进行相似性度量。实验结果表明, 该方法的检索效果较优, 也同样适用于汽车图像的检索, 具有较优的通用性与较强的鲁棒性。

关键词: 小波变换; 古钱币图像; 多尺度边缘; 多尺度相对矩; 相似性

Multi-scale Relative Moment Retrieval Method for Ancient-coin Image

XIAO Feng^{1,2}, ZHOU Ming-quan³, GENG Guo-hua¹

(1. Institute of Visualization Technology, Northwest University, Xi'an 710127, China;
2. School of Computer Science and Engineering, Xi'an Technological University, Xi'an 710032, China;
3. School of Information Science and Technology, Beijing Normal University, Beijing 100875, China)

【Abstract】 This paper proposes a multi-scale relative moment retrieval method for ancient-coin image. It takes the feature template of multi-scale wavelet to get the boundary images and extracts boundary image feature based on multi-scale relative moments. It normalizes the feature vector and measures the similarity of it. Experimental results show that the method can win better retrieval effect and also apply to car image retrieval and has good universality and robustness.

【Key words】 wavelet transform; ancient-coin image; multi-scale edge; multi-scale relative moment; similarity

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2012.03.071

1 概述

随着古钱币出土数量的不断增多, 研究准确、有效的古钱币图像检索系统成为重要课题。出土的古钱币覆盖了各个历史时期, 种类繁多。传统的钱币识别方法一般由专家依据钱币的外部特征, 通过观察古钱币上面的文字、整体颜色、斑点、花纹特征及色泽等特征, 和已有准确记录的钱币标本进行对照鉴定。该方法费时费力并且只有拥有钱币识别知识的技术人员或专家才能进行, 因此, 建立一个基于内容的图像检索系统是亟待解决的问题。

基于内容的图像检索技术的主要思想是根据图像所包含的颜色、纹理、形状以及图像中对象的空间关系等信息, 建立图像的特征矢量, 进行相似性查询。一些基于颜色^[1-2]、纹理^[3]、形状^[4]以及图像中对象的空间关系^[5]等特征的检索方法已被提出。这些方法都是基于某些低层特征作为图像的描述子, 或是对这些低层特征的融合进行图像的检索。但待检索的古钱币图像种类繁多, 图像特征也非常丰富, 因此, 有必要寻找一种通用的特征提取与检索方法。

本文结合古钱币图像的实际特点, 提出一种基于多尺度相对矩的特征提取与检索方法, 利用小波变换对数字图像边缘检测的有效性和相对矩对图像结构和区域的统一性^[6-7], 较好地解决了复杂数字图像中结构和区域不统一的问题。

2 古钱币图像的边缘检测

2.1 多尺度小波变换

利用小波多尺度边缘检测, 将图像曲面用一个核函数 θ

的伸缩作卷积磨光, 设二维图像 $f(x, y) \in L^2(\mathbf{R}^2)$, 在这里核函数 $\theta = G(x, y)$, 即用高斯函数作为核函数。

卷积磨光在计算上就是 $\theta(x)$ 的 2 个偏导数作为 2 个小波函数, 即:

$$\begin{cases} \psi^1(x, y) = -\frac{\partial \theta}{\partial x} \\ \psi^2(x, y) = -\frac{\partial \theta}{\partial y} \end{cases} \quad (1)$$

由边缘检测特性, 尺度按二进序列 $\{2^j\}_{j \in \mathbf{Z}}$ 变化, 推得小波变换的分量与 f 用 $\bar{\theta}_{2^j}$ 磨光后的梯度向量的坐标比例为:

$$\begin{pmatrix} W^1 f(x, y, 2^j) \\ W^2 f(x, y, 2^j) \end{pmatrix} = 2^j \begin{pmatrix} \frac{\partial}{\partial u_1} (f * \bar{\theta}_{2^j})(x, y) \\ \frac{\partial}{\partial u_2} (f * \bar{\theta}_{2^j})(x, y) \end{pmatrix} = 2^j \nabla (f * \bar{\theta}_{2^j})(x, y) \quad (2)$$

其中, “*” 表示卷积; ∇f 是 f 的梯度矢量。可以看到二维小波变换的 2 个分量与梯度矢量 $\nabla (f * \bar{\theta}_{2^j})(x, y)$ 的 2 个分量成正比。

在该方法中, 分别对 R、G、B 3 个色彩通道进行小波多尺度的磨光来捕捉细节, 利用不同尺度的特性, 清楚地看到

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60873094)

作者简介: 肖 锋(1976—), 男, 副教授、博士研究生、CCF 会员, 主研方向: 图形图像处理; 周明全、耿国华, 教授、博士生导师

收稿日期: 2011-10-14 **E-mail:** xffriends@163.com

真彩图像的局部变化细节, 比直接对真彩图像进行磨光提供更多有用的信息, 为信号局部处理提供更多有用的信息, 获得对感知对象的准确理解。

核函数采用高斯函数, 其表达式为:

$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left\{-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right\} \quad (3)$$

其中, 参数 $\sigma = 0.3$, 模板采用 3×3 模板, 即:

$$\frac{1}{16} \begin{pmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{pmatrix} \quad (4)$$

当尺度为 2^j 时, 小波多尺度变换在其滤波器中相邻系数之间插入 $2^j - 1$ 个 0, 使分解继续向下进行, 形成多个尺度。

2.2 边缘图像提取

在 RGB 系统中, 每一个彩色点可以用从 RGB 坐标系统原点延伸的向量来解释, 真彩图像有至少有 3 个分量, 彩色图像实际上是一个向量^[8]。

彩色分量是坐标 (x, y) 的函数, 表示为:

$$\mathbf{C} = \begin{bmatrix} c_R \\ c_G \\ c_B \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (5)$$

令 \mathbf{r} 、 \mathbf{g} 和 \mathbf{b} 是 RGB 彩色空间沿 R 、 G 、 B 轴的单位向量, 可定义为:

$$\begin{cases} \mathbf{u} = \frac{\partial R}{\partial x} \mathbf{r} + \frac{\partial G}{\partial x} \mathbf{g} + \frac{\partial B}{\partial x} \mathbf{b} \\ \mathbf{v} = \frac{\partial R}{\partial y} \mathbf{r} + \frac{\partial G}{\partial y} \mathbf{g} + \frac{\partial B}{\partial y} \mathbf{b} \end{cases} \quad (6)$$

这些向量的点乘定义如下:

$$\mathbf{g}_{xx} = \mathbf{u} \cdot \mathbf{u} = \mathbf{u}^T \mathbf{u} = \left| \frac{\partial R}{\partial x} \right|^2 + \left| \frac{\partial G}{\partial x} \right|^2 + \left| \frac{\partial B}{\partial x} \right|^2 \quad (7)$$

$$\mathbf{g}_{yy} = \mathbf{v} \cdot \mathbf{v} = \mathbf{v}^T \mathbf{v} = \left| \frac{\partial R}{\partial y} \right|^2 + \left| \frac{\partial G}{\partial y} \right|^2 + \left| \frac{\partial B}{\partial y} \right|^2 \quad (8)$$

$$\mathbf{g}_{xy} = \mathbf{u} \cdot \mathbf{v} = \mathbf{u}^T \mathbf{v} = \frac{\partial R}{\partial x} \frac{\partial R}{\partial y} + \frac{\partial G}{\partial x} \frac{\partial G}{\partial y} + \frac{\partial B}{\partial x} \frac{\partial B}{\partial y} \quad (9)$$

$C(x, y)$ 方向的梯度就是所求的边缘, 角度和幅值由文献[9]定义, 进而求出边缘。

$$\theta = \frac{1}{2} \arctan \left[\frac{2\mathbf{g}_{xy}}{\mathbf{g}_{xx} - \mathbf{g}_{yy}} \right] \quad (10)$$

$$F(\theta) = \left[\frac{1}{2} [(\mathbf{g}_{xx} + \mathbf{g}_{yy}) + (\mathbf{g}_{xx} - \mathbf{g}_{yy}) \cos 2\theta + 2\mathbf{g}_{xy} \sin 2\theta] \right]^{\frac{1}{2}} \quad (11)$$

在小波多尺度的彩色图像检验过程中, 对每个尺度的 $C(x, y)$, 计算每一个 R 、 G 、 B 分量的梯度, 并通过在每一个坐标点 (x, y) 处叠加相应的 3 个分量值, 形成图像的边缘。

3 基于多尺度相对矩的特征提取

3.1 多尺度相对矩

在检索图像的过程中, 应该选择具有比例、平移和旋转都具有不变性的数学特征, 以达到检索识别图像的目的。文献[6]提出了连续函数矩, 同时也证明了其比例不变性、平移不变性和旋转不变性。但是数字图像是数字化的、离散的, 不具有比例不变性。同时, 虽然其提出的不变矩具有旋转不变、描述图形的唯一性等优点, 但从 φ_5 、 φ_6 、 φ_7 的表达式可以看出, 存在计算量较大的问题。本文利用多尺度相对矩来描述对象的形状特征, 使其与结构的比例缩放无关, 仅与对象的形状有关, 根据文献[10]提出的相对矩定义:

$$\begin{aligned} R_1 &= \frac{\sqrt{\varphi_2}}{\varphi_1} = \frac{\sqrt{(\mu_{20} - \mu_{02})^2 + 4\mu_{11}^2}}{\mu_{20} + \mu_{02}} \\ R_2 &= \frac{\varphi_1 + \sqrt{\varphi_2}}{\varphi_1 - \sqrt{\varphi_2}}, R_3 = \frac{\sqrt{\varphi_3}}{\sqrt{\varphi_4}}, R_4 = \frac{\sqrt{\varphi_3}}{\sqrt[4]{\varphi_5}} \\ R_5 &= \frac{\sqrt{\varphi_4}}{\sqrt[4]{\varphi_5}}, R_6 = \frac{|\varphi_6|}{\varphi_1 \cdot \varphi_3}, R_7 = \frac{|\varphi_6|}{\varphi_1 \cdot \sqrt{|\varphi_5|}} \\ R_8 &= \frac{|\varphi_6|}{\varphi_3 \cdot \sqrt{|\varphi_2|}}, R_9 = \frac{|\varphi_6|}{\sqrt{\varphi_2 \cdot |\varphi_5|}}, R_{10} = \frac{|\varphi_5|}{\varphi_3 \cdot \varphi_4} \end{aligned} \quad (12)$$

这 10 个相对矩对不变矩进行了扩展, 它统一了区域和结构的特征计算, 具有比例、平移和旋转不变性。

通过上述算法得到 6 个不同尺度下钱币图像边缘, 加上原始图像共 7 个尺度, 每个尺度下有 10 个相对矩, 形成多尺度相对矩。由各个尺度图像得到的相对矩共有 7×10 个, 共同组成了一个特征向量, 即:

$$\mathbf{F}_{i,j} = \{f_{i,1}, f_{i,2}, \dots, f_{i,j}, \dots, f_{i,N}\} \quad (13)$$

$i = 1, 2, \dots, 7; N = 1, 2, \dots, 10$

多尺度相对矩的基本思想就是将不同尺度下的图像特征进行升维转换到高维, 得到不同尺度下的图像特征组成的特征向量, 组合的特征向量是由不同尺度下的相对矩构成, 这样可以充分利用不同尺度图像间的关联信息和细节信息。小尺度提取的细节信息较多, 而大尺度提供了轮廓信息, 细节信息较少, 组合的特征向量能较好地综合小尺度到大尺度不同尺度下的信息, 获得对图像的全面、清晰的描述, 以得到较好的检索结果。

3.2 特征归一化

特征向量的各个分量具有不同的物理意义, 变化幅度有很大的差异, 取值范围也有很大的不同, 不能直接进行相似性的度量, 必须要进行归一化, 以免引起很大的偏差。

归一化采用高斯归一化方法, 假设特征列向量 $\mathbf{F}_{i,j} = \{f_{i,1}, f_{i,2}, \dots, f_{i,j}, \dots, f_{i,N}\}^T$ 是一个高斯数列, 计算该数列的平均值 $\mu_{i,j}$ 和标准方差 $\sigma_{i,j}$, 然后用如下公式进行特征归一化:

$$\mathbf{F}_{i,j} = \frac{\mathbf{F}_{i,j} - \mu_{i,j}}{\sigma_{i,j}} \quad (14)$$

归一化后的某个数值落在 $[-1, 1]$ 的范围是 68%; 若利用 $3\sigma_{i,j}$ 进行归一化, 即将分母替换为 $3\sigma_{i,j}$, 其值 99% 可落在 $[-1, 1]$ 区间。在实际应用中, 可将区间外的值设为 -1 或 1, 以保证所有的特征值 $\mathbf{F}_{i,j}$ 落在区间内。

3.3 相似性度量

对古钱币图像的检索主要采用相似性的检索方法, 即根据相似性的判别规则和查询要求对图像数据进行排序, 给出与查询要求最相似的若干图像。本文使用欧几里德距离进行相似性度量。设查询图像 Q 和输入图像 I , 两者间的距离为:

$$D(Q, I) = D(F(Q), F(I)) = \sqrt{\sum_{i=1}^{70} (F_{i,j}^Q - F_{i,j}^I)^2} \quad (15)$$

两者的相似性定义为:

$$\text{Sim}(Q, I) = (1 - D(Q, I)) \times 100\% \quad (16)$$

两者的距离越近, 其相似度就越大, 那么其 2 个图像就越相似。

4 实验结果与分析

为验证该方法的可行性和合理性, 建立一个含有 408 张古钱币图像的数据库, 该数据库涵盖了从春秋时期到清代每个朝代的主要典型的古钱币图像。检索结果如图 1 所示。

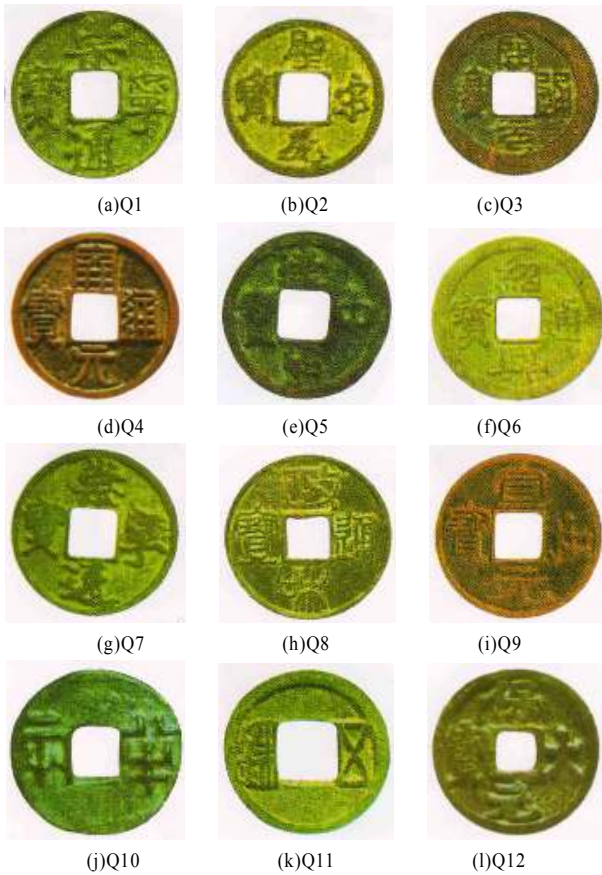


图1 古钱币检索结果

在图1中,第1幅图像为示例图像,检索结果返回与示例图像最相似的前12幅图像。实验结果表明,图像形状能得到较好的匹配,其欧式距离与相似度比较如表1所示。

表1 检索图像的欧式距离与相似度比较

检索图像	钱币		汽车	
	欧式距离	相似度(%)	欧式距离	相似度(%)
Q1	0.000 0	100.00	0.000 0	100.00
Q2	0.172 2	82.78	0.237 3	76.27
Q3	0.190 3	80.97	0.260 0	74.00
Q4	0.196 1	80.39	0.288 0	71.92
Q5	0.202 3	79.77	0.283 4	71.66
Q6	0.222 5	77.75	0.285 0	71.50
Q7	0.229 4	77.06	0.305 1	69.49
Q8	0.235 9	76.40	0.309 3	69.07
Q9	0.294 9	70.51	0.330 7	66.93
Q10	0.295 9	70.41	0.349 9	65.01
Q11	0.297 3	70.27	0.361 8	63.82
Q12	0.315 1	68.49	0.391 8	60.82

在图像库中还有很多的刀币、贝币、布币等其他形状的古钱币,检索到的前30张图像都是圆形古钱币,检索精度为100%,检索到的前60张图像有4张图像是贝币,检索精度为94%。

为了验证本文方法的可重复性和适应性,在测试图像库Corel中选取包括有汽车、花卉、动物等内容的JPEG格式的彩色图像。检索结果如图2所示。图像Q1为双层大巴示例图像,图像Q5和图像Q10是单层大巴,但是2副图像大巴上面有个遮阳棚和其他建筑,误认为是这幅图像的大巴是双层大巴,被检索出来。

将本文方法与文献[11]的方法进行查准率和查全率^[12]比较。计算当在查全率分别为0.1,0.2,...,1.0时相应的查准率,结果如表2所示。



图2 汽车图像检索结果

表2 2种方法的查准率比较

查全率	钱币图像查准率		汽车图像查准率	
	文献[11]方法	本文方法	文献[11]方法	本文方法
0.1	0.725	0.748	0.673	0.842
0.2	0.632	0.687	0.577	0.713
0.3	0.584	0.593	0.408	0.614
0.4	0.384	0.432	0.365	0.581
0.5	0.313	0.374	0.312	0.535
0.6	0.224	0.326	0.247	0.469
0.7	0.193	0.243	0.210	0.384
0.8	0.168	0.229	0.174	0.362
0.9	0.136	0.185	0.134	0.215
1.0	0.112	0.113	0.117	0.187

将查全率作为X轴,查准率作为Y轴,可以得到一条查准率-查全率曲线,称为PVR曲线,曲线与X、Y坐标轴围成的面积称之为PVR指数^[13],作为图像检索性能评价的准则。钱币图像的PVR曲线比较如图3所示,汽车图像的PVR曲线比较如图4所示。可以看出,查准率和查全率在一个图像检索系统中很难同时达到最优的效果。

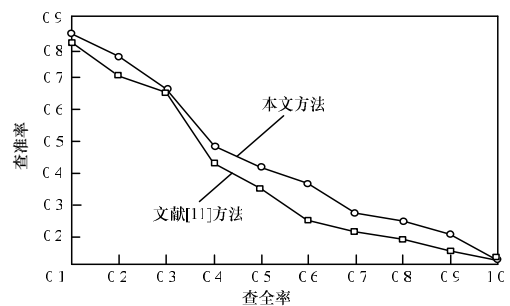


图3 钱币图像的PVR曲线比较

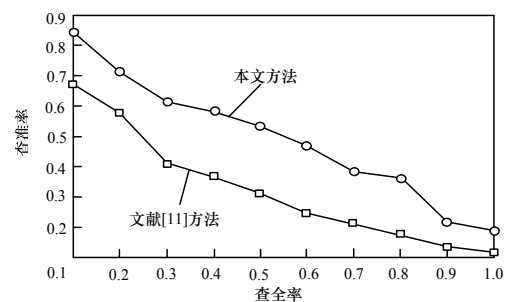


图4 汽车图像的PVR曲线比较

由于本文方法分别对R、G、B3个色彩通道进行小波多尺度的磨光来捕捉细节,利用不同尺度的特性,清楚地看到

(下转第217页)