

基于 Hu 矩和 TF-KSURF 的多测度青铜器铭文相似性度量方法

商立丽¹, 王慧琴^{1*}, 王可¹, 王展²

¹ 西安建筑科技大学信息与控制工程学院, 陕西 西安 710055;

² 陕西省文物保护研究院, 陕西 西安 710075

摘要 针对单一特征无法表征铭文全部信息的问题, 提出一种基于全局 Hu 矩和局部聚类加权加速鲁棒特征 (TF-KSURF) 的多测度青铜器铭文相似性度量方法。通过提取 Hu 矩特征描述子与加速鲁棒特征 (SURF) 矩阵, 获取铭文图像的全局与局部特征; 利用 K-means 算法和加权策略对局部 SURF 进行聚类加权, 构建 TF-KSURF 向量; 最后设定两种测度的权重, 形成多测度相似性度量, 并将其应用于青铜器铭文的图像检索。实验结果表明, 与单一特征测度相比, 所提多测度相似性度量方法能够准确分析铭文的整体特征, 提高了铭文的检索性能。

关键词 图像处理; 青铜器铭文; Hu 矩; 加速鲁棒特征; 相似性度量

中图分类号 TP391.1

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.0810009

Multi-Measure Similarity Method for Interpreting Bronze Inscriptions Based on Hu Moment and TF-KSURF

Shang Lili¹, Wang Huiqin^{1*}, Wang Ke¹, Wang Zhan²

¹ School of Information and Control Engineering, Xi'an University of Architecture and Technology, Xi'an, Shaanxi 710055, China;

² Shaanxi Institute for the Preservation of Culture Heritage, Xi'an, Shaanxi 710075, China

Abstract Because a single feature cannot represent all of the information contained in an inscription image, a method for evaluating bronze inscription images using multi-measure similarity is proposed in this study. This method is based on the global Hu moment as well as local term frequency-inverse document frequency (TF-IDF) and K-means speeded-up robust features (SURF), referred to as cluster weighted SURF (TF-KSURF). By extracting the Hu moment feature descriptor and the SURF matrix, the global and local features of the inscription image are obtained simultaneously. In addition, the K-means algorithm and weighting strategy are used to cluster and weight the local SURF to construct the TF-KSURF vector. The weights of the two measures are set to form a multi-measure similarity function, which is applied to image retrieval of bronze inscriptions. The experimental results show that compared with the single feature measure, the proposed multi-measure similarity method can be used to accurately analyze the overall characteristics of the inscriptions and to improve the retrieval performance.

Key words image processing; bronze inscription; Hu moment; speeded up robust feature; similarity measure

OCIS codes 100.2000; 100.2960; 100.3008; 100.5010

收稿日期: 2020-08-03; 修回日期: 2020-08-04; 录用日期: 2020-09-09

基金项目: 教育部归国留学人员科研扶持项目(K05055)、陕西省文物局项目(Z20180301)、陕西省科技厅国际合作计划(2020KW-012)、陕西省教育厅重点项目(18JT006)、西安市科技局项目(GXYD10.1)

* E-mail: hqwang@xauat.edu.cn

1 引言

青铜器铭文的隶定在文物学和古文字学领域具有重要的研究意义^[1]。目前铭文的隶定工作主要依靠人工进行,需要研究者具备丰富的知识经验,隶定过程中需要将未知铭文图像与已隶定的铭文图像逐一比对,工作量巨大。

随着数字图像处理技术的迅速发展,古代文字的识别工作智能化程度不断提高。现阶段,在青铜器铭文的检索方面,傅向华^[2]建立铭文文字字库,通过汉字编码的形式对铭文进行检索和查阅,但检索过程仍需要人工辅助。在古文字图像检索领域,田学东等^[3]提出一种基于犹豫模糊特征的古籍汉字图像检索方法,该方法利用犹豫模糊距离测度方法对汉字图像进行相似度度量,但对文字周围弹性网格的大小、距离及位置等属性的选取有一定的局限性,且容易受文字笔画粘连、结构不清晰等干扰的影响。刘笑^[4]提出一种基于 Hausdorff 距离进行古籍汉字图像检索的方法,该方法虽然实现了古籍文字图像检索,但是对同一个字头不同变体的文字相似性检索的准确率较低。在铭文识别方面,李昕鑫^[5]提出一种基于轮廓特征和部件网格特征的商周铭文字体识别方法,该方法容易受文字图像的变体、倾斜、粘连、噪点等干扰的影响,且时间复杂度高。李文英等^[6]提出了一种基于两阶段特征映射的神经网络模型的铭文识别方法,该方法可以提取每个文字的形体特征,取得了较好的识别效果,但网络学习训练时间较长,且受限于训练样本数据量。赵若晴等^[7]利用方向梯度直方图(HOG)和灰度共生矩阵(GLCM)提取铭文的特征并进行铭文图像字头分类,但是铭文图像背景及纹理单一,利用 GLCM 提取的铭文特征不能对铭文信息进行有效表征。

基于图像的铭文相似性度量,铭文的特征提

取是研究的重点。铭文图像背景简单且颜色纹理单一,颜色及纹理特征不明显。铭文的局部特征和全局特征^[8-9]能够更加全面地描述铭文信息。本文提出了一种基于全局 Hu 矩与局部 TF-KSURF 的多相似性测度方法,对青铜器铭文进行相似性度量。Hu 矩是特征空间中全局形状特征的描述算子,不受颜色、纹理的约束,具有尺度不变特性,其低阶矩描述铭文整体轮廓特征,高阶矩描述铭文结构细节信息,能够表征铭文的全局信息。加速鲁棒特征(SURF)算法是一种稳健的局部特征检测算法,对旋转、尺度变化保持不变性,因其能提取显著的空间几何特征被广泛应用。使用 SURF 算法提取铭文的局部几何特征,并利用 K-means 聚类 and 加权策略生成聚类加权的加速鲁棒特征(TF-KSURF),进一步增强铭文的显著局部特征并降低冗余信息。将全局 Hu 矩与局部 TF-KSURF 融合为多相似性测度进行度量,并应用于青铜器铭文的检索。

2 算法设计

由于铭文图像是对青铜器表面进行拓印得到的,受到青铜器表面各种病害的影响,铭文拓片图像中包含不规则的噪声。首先利用非局部均值(NLM)滤波进行去噪预处理;然后对预处理后的图像提取 Hu 矩特征描述子与 SURF 向量矩阵,并利用 K-means 算法对获取的 SURF 描述子聚类,通过加权机制为特征赋以相应的权值,生成铭文的 TF-KSURF 向量;最后通过实验设定融合权重,将全局 Hu 矩特征与局部 TF-KSURF 融合,形成多测度进行相似性度量。所提基于全局 Hu 矩与局部 TF-KSURF 的青铜器铭文多测度相似性度量方法示意图如图 1 所示,其中 ρ 代表全局测度的权重系数, γ 代表局部测度的权重系数。

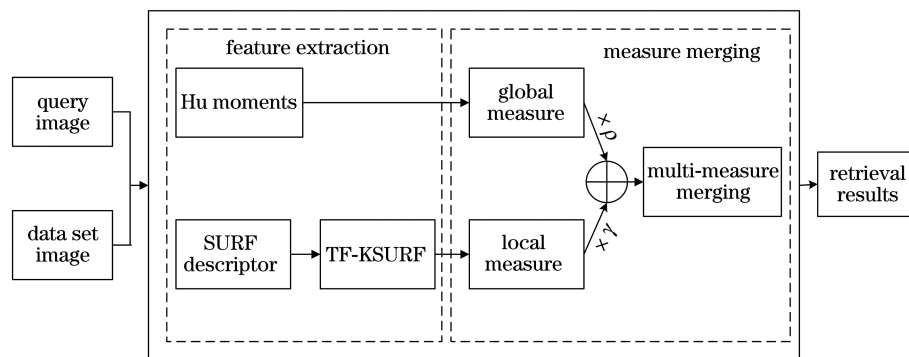


图 1 所提方法示意图

Fig. 1 Schematic of the proposed method

2.1 铭文图像的预处理

利用 NLM 滤波算法^[10]对铭文图像进行预处理,利用铭文图像中相似结构信息和邻域相关特征,去除铭文图像噪声的同时最大程度保留铭文的几何结构信息。

假设铭文图像 $\nu, \{\nu(\alpha) | \alpha \in I\}, I$ 为图像的坐标域,对于其中一个像素 α ,对该图像中其余所有像素点计算加权平均值,以此作为该点的估计值,即

$$N_L[\nu](\alpha) = \sum_{\beta \in I} \bar{\omega}(\alpha, \beta) \nu(\beta), \quad (1)$$

式中:权值 $\bar{\omega}(\alpha, \beta)$ 由 α 与 β 之间的相似性计算得到。像素点 α 与 β 的相似性公式为

$$d(\alpha, \beta) = \|\nu[\mathbf{N}(\alpha)] - \nu[\mathbf{N}(\beta)]\|_{2, \chi}, \quad (2)$$

式中: χ 为高斯核函数的标准差, $\chi > 0$; $\mathbf{N}(\alpha)$ 和 $\mathbf{N}(\beta)$ 为以对应像素点为中心的邻域矩阵的灰度值向量。

对铭文图像进行预处理的结果如图 2 所示,可以看出,经 NLM 滤波处理后,铭文图像中的噪声点被有效去除,同时铭文的几何结构信息得到增强。

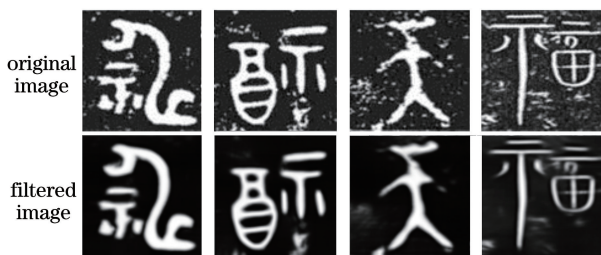


图 2 NLM 滤波处理前后铭文图像对比

Fig. 2 Contrast of inscriptions before and after NLM filtering

2.2 铭文全局 Hu 矩特征

全局特征表征图像内容的整体特性,包括颜色特征、纹理特征和形状特征。铭文作为一种象形文字,更加注重形状的刻画,如图 3 所示,同时铭文的形状特征也包含语义信息,因此选取铭文的形状特



图 4 同一类铭文的不同变体图像

Fig. 4 Different variant images of the same type of inscriptions

SURF 算法对铭文特征进行提取时主要包括 3 个关键步骤:铭文特征点的检测、特征主方向的确定、铭文 SURF 描述子的生成。

1) SURF 算法中对特征点的检测关键是 Hessian 矩阵。假设铭文图像存在点 $P=(x, y)$,且尺度为 σ ,在点 P 处的 Hessian 矩阵为

征作为全局的特征描述。Hu 矩算法^[11]由 Hu 于 1962 年提出,因其具有旋转不变特性,而且能较好描述目标的整体轮廓结构特征,被广泛应用于图像识别领域。本文使用基于全局形状不变矩的 Hu 矩算法,提取铭文的整体结构和轮廓特征作为铭文的全局特征描述。



图 3 铭文图像

Fig. 3 Inscription images

在空间坐标系中,设一幅铭文图像 $f(x, y)$,其 $(p+q)$ 阶矩定义为

$$m_{pq} = \sum_{x,y} x^p y^q f(x, y). \quad (3)$$

中心距定义为

$$\mu_{pq} = \sum_{y=1}^N \sum_{x=1}^M (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q f(x, y), \quad (4)$$

式中: $p, q=0, 1, 2, 3, \dots$ 。中心距 μ_{pq} 保持位移不变性,矩心 (\bar{x}, \bar{y}) 代表质心位置。矩心计算公式为

$$\bar{x} = \frac{m_{10}}{m_{00}}, \bar{y} = \frac{m_{01}}{m_{00}}, \quad (5)$$

式中: m_{00} 为图像的零阶几何矩, m_{10} 和 m_{01} 为图像的两个一阶几何矩。由此得到铭文的 Hu 矩特征向量为

$$\mathbf{V}_{Hu} = [\Phi_1, \Phi_2, \Phi_3, \Phi_4, \Phi_5, \Phi_6, \Phi_7]. \quad (6)$$

2.3 铭文局部 SURF

青铜器铭文不具有现代汉字规则的笔画,形态变化多样,书写风格多变。同一个类别的铭文虽然笔画顺序和组合关系不同,但是几何结构相似,如图 4 所示,考古研究者基于字形之间几何信息的相似性,能够将不同形体的铭文字形归为一类。基于上述原理,采用具有尺度和旋转不变性且计算性能良好的 SURF 算法^[12-13]提取铭文的局部几何特征。

$$\mathbf{H}(P, \sigma) = \begin{bmatrix} S_{xx}(P, \sigma) & S_{xy}(P, \sigma) \\ S_{yx}(P, \sigma) & S_{yy}(P, \sigma) \end{bmatrix}, \quad (7)$$

式中: $S_{xx}(P, \sigma), S_{xy}(P, \sigma), S_{yx}(P, \sigma), S_{yy}(P, \sigma)$ 分别为点 P 处的高斯二阶微分的卷积。

为了提升速度,采用盒式滤波近似代替高斯核卷积值,进而该点处 Hessian 矩阵的判别表达式为

$$\Delta(\mathbf{H}) = S_{xx} \cdot S_{yy} - (0.9 \cdot S_{xy})^2. \quad (8)$$

采用立体邻域方法进行非极大值抑制以确定特征点,然后利用三维插值运算获取特征点的尺度及定位。

2) 为保持旋转不变性,在一个以特征点为中心、半径为 $6s$ (s 为该特征点的尺度值)、张角为 60° 的扇形区域,计算并累加所有的 Harr 小波响应值,然后在整个圆形邻域内旋转该扇形窗口,将最大小波响应值的方向作为该特征点的主方向。

3) 以兴趣点为中心,然后沿主方向将 20×20 的区域划分为 4×4 的子块,计算每个子块中模板尺寸 $2s$ 内(模板为长宽为 $2s \times 2s$ 的区域) Haar 小波响应,统计得到一个 4 维特征矢量,最终生成 64 维的铭文 SURF 描述子。

2.4 聚类加权 TF-KSURF 算法

铭文数据集属于小样本数据集,提取的局部特征维数大于样本,导致计算复杂且存在冗余信息,使用聚类算法对铭文的局部 SURF 进行降维可以解决该问题。针对铭文特征类别的相关性和不同特征之间的冗余性,首先采用灵活高效的 K-means 算法^[14]将相似特征描述子聚成一类具有代表性的视觉特征;同时为了进一步增强显著局部特征的类别区分能力,通过词频-逆文件频率(TF-IDF)^[15]对聚类后的特征词进行统计加权,最终得到表征铭文局部特征的 TF-KSURF 向量。

使用 K-means 算法对铭文局部 SURF 进行聚类是无监督学习过程,通过不断迭代更新,寻找局部最优聚类中心。对铭文 SURF 数据集 $U = \{u_1, u_2, \dots, u_n\}$ 进行聚类的主要步骤为

- 1) 随机初始化 k 个聚类中心 $\{C_1, C_2, \dots, C_k\}$;
- 2) 计算剩余特征样本 u_i 到聚类中心 c_j 的欧氏距离,并将其分配给最近的聚类中心;
- 3) 计算分配给每个聚类中心特征样本的均值,以此作为新的聚类中心;
- 4) 重复上述步骤 2) 和 3), 直到迭代次数达到最大值或者小于预先设定的阈值。

每一个聚类中心即为一个具有代表性的特征词,将聚类后的特征映射为铭文图像的视觉特征词典 $\mathbf{D}_{dic} = [\mathbf{D}_1, \mathbf{D}_2, \dots, \mathbf{D}_k]$, 并计算每个特征词的词频和逆文件频率。词频为局部特征词权重,定义为

$$W_{TF}(\lambda, \zeta) = \frac{z(\lambda, \zeta)}{\sum_i z(\lambda_i, \zeta)}, \quad (9)$$

式中: $z(\lambda, \zeta)$ 为特征词 λ 在铭文图像特征文件 ζ 中出现的次数; $\sum_i z(\lambda_i, \zeta)$ 为特征词 λ 在该文件的

总数。

逆文件频率为全局特征词权重,公式为

$$W_{IDF}(\lambda) = \log\left(\frac{\Gamma}{\zeta_\lambda}\right) + 1, \quad (10)$$

式中: Γ 为铭文特征文件总数; ζ_λ 为文件库中包含特征词 λ 的特征文件总数。当很多特征文件都包含某个词汇时, W_{IDF} 值较小,反之,只在较少文件中出现的特征词汇 W_{IDF} 值相对较大,它能有效地表明不同特征词的重要程度。

综合考虑特征词汇在单个特征文件中出现的频率和该词在所有文件集中的逆文件频率,得到 TF-IDF 的计算公式为

$$W_{TF-IDF} = W_{TF} \times W_{IDF}. \quad (11)$$

在一幅铭文图像中,某一个特征词汇出现频率较高,在其他图像中出现次数很低,得到 W_{TF-IDF} 较高,表明该特征词汇具有较高的类别区分能力。将(11)式得到的权重值乘以对应视觉特征词向量作为铭文的局部特征描述,表示为

$$\mathbf{V}_{TF-KSURF} = [B_1, B_2, \dots, B_k]. \quad (12)$$

TF-KSURF 算法的流程如图 5 所示。

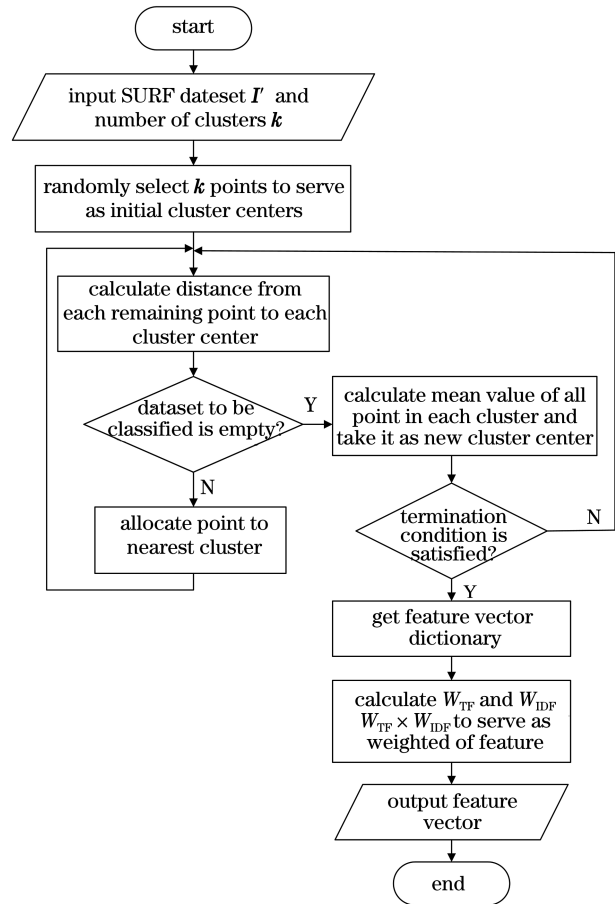


图 5 TF-KSURF 算法流程

Fig. 5 Flowchart of TF-KSURF algorithm

3 铭文的相似性度量

TF-KSURF 描述铭文的局部几何信息, H_u 矩特征描述铭文的全局形状结构信息。为了实现铭文局部与全局信息的共同描述, 对 H_u 矩和 TF-KSURF 进行多测度融合, 并根据两个测度的重要性进行权重的选取, 对带有权重系数的全局与局部测度进行融合, 最终形成适用于铭文相似性度量的测度。

对两幅铭文图像进行相似性比较, 设 R 为待检索铭文图像, Y 为数据集中的一幅铭文图像, 基于 H_u 矩形状特征的全局相似性测度计算公式为

$$S_{H_u}(R, Y) = 1 - \sum_{a=1}^7 Q_a \left| \frac{\Phi_a(R) - \Phi_a(Y)}{\max[\Phi_a(R), \Phi_a(Y)]} \right|, \quad (13)$$

式中: Q_a 为 7 阶 H_u 矩对应的权重, 其对铭文的匹配率结果如图 6 所示。根据实验结果可知, 前 4 个不变矩对铭文的匹配率较高, 更有利于铭文的相似性检索, 因此选取的 H_u 矩权重系数为

$$Q_a = [0.3, 0.25, 0.2, 0.1, 0.05, 0.05, 0.05]。 \quad (14)$$

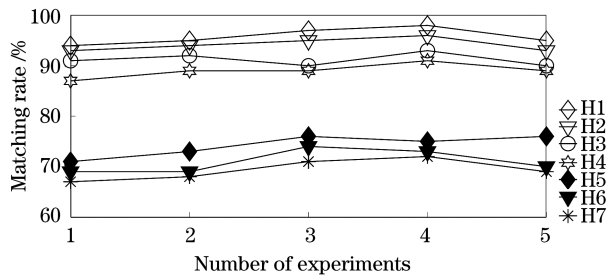


图 6 7 个 H_u 矩对匹配率的影响

Fig. 6 Influence of 7 Hu moments on matching rate

基于 TF-KSURF 的局部相似性测度的计算公式为

$$S_{TF-KSURF}(R, Y) = \frac{\sum_{b=1}^{\Psi} [B_b(R) \times B_b(Y)]}{\sqrt{\sum_{b=1}^{\Psi} [B_b(R)]^2} \cdot \sqrt{\sum_{b=1}^{\Psi} [B_b(Y)]^2}}, \quad (15)$$

式中: b 为 TF-KSURF 的维度。根据两种特征测度对铭文检索结果进行加权融合, 得到多相似性度量公式为

$$S_{H_u-TF-KSURF} = \rho S_{H_u} + \gamma S_{TF-KSURF}, \quad (16)$$

式中: ρ 和 γ 分别为两种测度对应的权重系数,

$\rho + \gamma = 1$, 具体权重值由实验得到。

4 实验结果及分析

4.1 权重系数设定

测试了融合 H_u 矩和 TF-KSURF 多测度的权值在不同取值下对铭文的识别率。 H_u 矩特征权值为 ρ , TF-KSURF 权值为 γ , $\rho + \gamma = 1$ 。不同的 TF-KSURF 权重系数对铭文相似性识别结果如图 7 所示。

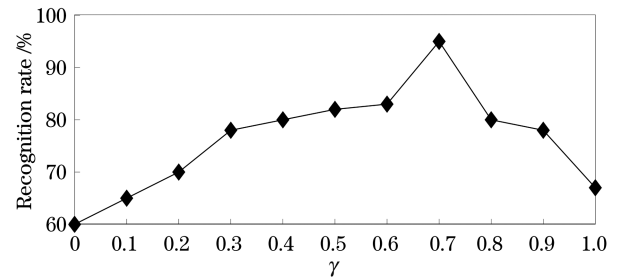


图 7 不同 TF-KSURF 权值对铭文识别率的影响

Fig. 7 Influence of different TF-KSURF weights on recognition rate of inscriptions

由图 7 可以看出: 由于 $\rho + \gamma = 1$, 当 $\gamma = 0$ 时, 代表只有 H_u 矩测度参与计算; 当 $\gamma = 1$ 时, 代表只有 TF-KSURF 测度参与计算; 当 $\gamma = 0.7, \rho = 0.3$ 时, 对应的识别率最高, 因此选取 $\gamma = 0.7, \rho = 0.3$ 作为铭文相似性度量融合的权值。

4.2 铭文图像检索实验

对所提方法的有效性进行实验验证。实验平台为 64 位 Windows7 操作系统, 内存 8GB, 处理器 Intel(R) Core(TM) i5-3230M, 主频 2.60GHz, 仿真软件为 MATLAB R2018a。实验数据从《新金文编》中采集得到, 数据集共包含 428 幅铭文图像, 其中包括屯、中、祀、方和王等 21 类铭文, 每类铭文的异写体有 6 至 32 张图片, 图 8 为铭文数据集部分图像。

为了验证 K-means 算法和加权策略对局部 SURF 提取的有效性, 分别使用 TF-KSURF 测度和 SURF 测度进行铭文图像识别, 相同实验条件下, 两种特征测度实验对比结果如表 1 所示。

表 1 两种特征测度的平均识别率

Table 1 Average recognition rate of two feature measures

Measure	Average recognition rate / %
SURF	50.82
TF-KSURF	63.04

由表 1 可以看出, TF-KSURF 测度的平均识别



图 8 数据集部分图像

Fig. 8 Part images in dataset

率相比 SURF 测度有明显提升。

采用所提基于 Hu 矩和 TF-KSURF 的多测度方法对数据集进行铭文图像检索测试,表 2 为铭文

的检索结果,其中每一类中的第一幅图像为待检索的铭文,第 2~6 幅图像为与待检索铭文相似度由大到小的检索结果。

表 2 检索示例

Table 2 Retrieval samples

Class	Unknown image	Similarity / %				
卽						
		100	86.9	82.9	82.2	82.0
屯						
		100	85.5	81.5	78.3	75.5
神						
		100	94.4	94.3	93.5	87.5
祀						
		100	92.8	90.7	89.3	87.8

由表 2 可以看出,对于大部分图像质量较好的铭文,即使铭文的不同变体之间发生左右翻转(例如第 4 类“祀”),所提方法也能获得较高的检索准确率。在铭文类别为“卽”、“神”、“祀”中,相似度排名前 5 的铭文均与待检索铭文为同一个类别;只有在

类别“屯”中,相似度排序第 5 位的铭文不属于该类别。通过分析,上述相似度排名第五位但不属于类别为“屯”的铭文拓片残缺严重,且字形结构与待检索铭文相似,导致所提方法在铭文图像残缺、模糊及形近等情况下的检索准确度较低,出现误检索的情况。

为了验证所提方法对铭文检索的有效性,采用两种客观评价指标进行评价。一种是平均准确度(MR),代表查找铭文本身的准确度,计算公式为

$$R_M = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \sigma_l, \quad (17)$$

式中: L 为图像数据集中同一类别铭文变体的总数。如果检索返回的第一幅图像是该待检索铭文,则 $\sigma_l = 1$,否则 $\sigma_l = 0$ 。

另一种,采用图像平均查全率(NP)作为性能评价指标,定义为

$$R_{NP} = \frac{1}{N'} \sum_{n'=1}^{N'} \frac{n_{AVRR}}{L}, \quad (18)$$

表 3 不同方法检索性能比较

Table 3 Retrieval performance comparison of different methods

Category	Measure in Ref. [5]		SURF		Hu moment		Proposed method	
	$R_M/\%$	R_{NP}	$R_M/\%$	R_{NP}	$R_M/\%$	R_{NP}	$R_M/\%$	R_{NP}
Class 1	60.9	0.31	58.8	0.32	61.7	0.42	73.5	0.57
Class 2	75.6	0.52	76.5	0.47	88.2	0.31	100	0.68
Class 3	84.6	0.40	92.6	0.32	85.2	0.39	96.2	0.60
Class 4	73.1	0.38	73.1	0.48	75.6	0.34	85.4	0.61
Class 5	95.5	0.51	95.5	0.45	95.5	0.40	100	0.69
Class 6	88.6	0.42	83.3	0.33	90.5	0.44	92.9	0.59
Class 7	92.9	0.31	94.7	0.31	94.7	0.42	94.7	0.63
Class 8	88.2	0.39	91.7	0.40	91.7	0.55	100	0.71
Class 9	91.4	0.38	85.7	0.39	88.6	0.35	91.4	0.53
Class 10	84.6	0.35	76.9	0.32	84.6	0.34	92.3	0.49

表 3 为使用不同特征测度进行实验得到的平均准确度和平均查全率结果,可以看出:融合 Hu 矩和 TF-KSURF 测度的平均准确度均高于文献[5]中的测度及两种单一测度,在类别 2、类别 5、类别 8 中平均准确度达 100%;所提多特征测度的平均查全率最高为 0.71,相较于文献[5]中的测度、SURF 测度、Hu 矩特征测度的平均查全率,分别提高了 26.8%、32.4%、22.5%。对比文献[5]中的测度及两种单一特征测度,融合 Hu 矩和 TF-KSURF 测度的铭文检索具有更高的查全率。

表 4 为不同特征测度进行铭文检索的运行时间,可以看出,所提融合 Hu 矩和 TF-KSURF 测度的运行时间明显优于文献[5]中的测度及 SURF 测度,相较于单一的 Hu 矩特征测度与 TF-KSURF 测度,尽管运行时间有所增长,但所提方法的铭文检索准确度明显提高。

式中: n_{AVRR} 为实际检索出的铭文与待检索铭文是同一类别铭文的个数; N' 为同一类铭文实验的次数。 $R_{NP} = 1$,说明与待检索铭文属于同一类的所有铭文变体被检索到。

在 21 类共 428 幅铭文图像中,随机选取 10 种类别,对每一类依次进行检索,设定每次检索返回的前 L 幅图像为最佳图像,并计算每一类铭文的 R_{NP} 值。按照类别分别对文献[5]特征测度、单一 SURF 测度、单一 Hu 矩测度、融合 Hu 矩与 TF-KSURF 测度的实验结果进行对比,实验结果如表 3 所示。

表 4 不同测度运行时间比较

Table 4 Comparison of running time of different measures

Measure	Average running time /s
SURF	5.0230
TF-KSURF	3.5395
Hu moment	2.1013
Measure in Ref. [5]	7.8857
Proposed method	3.9321

图 9 和图 10 分别为不同测度的平均准确度和平均查全率曲线。可以看出,结合铭文的全局 Hu 矩形状特征与局部 SURF 几何特征既能准确描述铭文的形状结构信息,又能表征铭文的显著局部几何信息,同时对局部 SURF 进行加权聚类,进一步提高了检索的准确率。

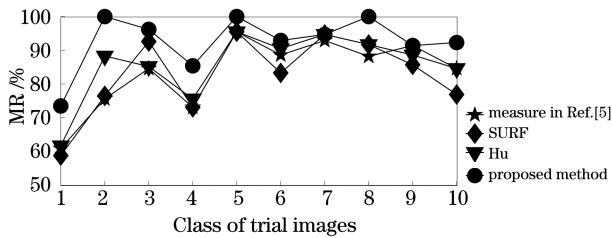


图 9 不同测度的 MR 曲线

Fig. 9 MR curves of different measures

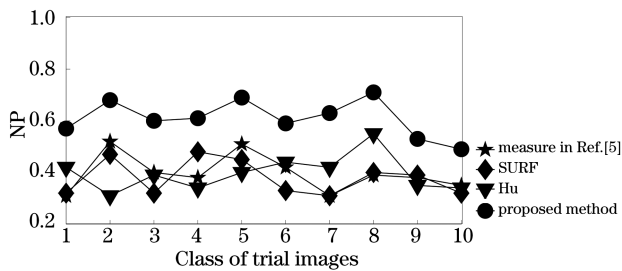


图 10 不同测度的 NP 曲线

Fig. 10 NP curves of different measures

5 结 论

提出一种基于全局 Hu 矩和局部 TF-KSURF 的多测度青铜器铭文相似性度量方法,该方法提取铭文的 Hu 不变矩特征向量和 SURF 描述子作为铭文的全局特征和局部特征。针对 SURF 数据过大容易产生冗余特征的问题,采用 K-means 算法对 SURF 进行聚类,为进一步增强不同铭文类别的区分度,利用 TF-IDF 加权机制,给聚类后的特征词赋以相应的权值,构建 TF-KSURF 视觉特征向量。最后对 Hu 矩特征测度与 TF-KSURF 测度进行加权融合,形成多测度的相似性度量。实验验证,在铭文的检索过程中,基于全局 Hu 矩和局部 TF-KSURF 多测度的相似性度量方法能够更好地表征铭文的图像特征信息,有效提升铭文检索的准确率。

参 考 文 献

- [1] Han R R. A study on the Li-Ding of the Great Bronze Inscriptions dictionary [D]. Hebei: Hebei Normal University, 2011: 1-23.
韩荣蓉.《金文大字典》隶定研究[D].河北:河北师范大学,2011:1-23.
- [2] Fu X H. Design and implement the IOB operation platform and IOB data base system [D]. Shaanxi: Northwest A&F University, 2002: 1-47.
傅向华.金文操作平台及金文资料库系统的设计与实现[D].陕西:西北农林科技大学,2002:1-47.
- [3] Tian X D, Chai Y L, Wang H B. Retrieval method of ancient Chinese character images based on hesitant

fuzzy features[J]. Computer Engineering, 2019, 45(3): 217-224.

田学东,柴彦立,王海彬.基于犹豫模糊特征的古籍汉字图像检索方法[J].计算机工程,2019,45(3):217-224.

- [4] Liu X. Ancient Chinese character image retrieval based on Hausdorff distance [D]. Hebei: Hebei University, 2018: 1-46.
刘笑.基于 Hausdorff 距离的古籍汉字图像检索[D].河北:河北大学,2018:1-46.
- [5] Li X X. Research and implementation of Shangwen Jinwen management and recognition system [D]. Anhui: Anhui University, 2014: 1-29.
李昕鑫.商周金文管理与识别系统的研究与实现[D].安徽:安徽大学,2014:1-29.
- [6] Li W Y, Cao B, Cao C S, et al. A deep learning based method for bronze inscription recognition[J]. Acta Automatica Sinica, 2018, 44(11): 2023-2030.
李文英,曹斌,曹春水,等.一种基于深度学习的青铜器铭文识别方法[J].自动化学报,2018,44(11):2023-2030.
- [7] Zhao R Q, Wang H Q, Wang K, et al. Recognition of Bronze Inscriptions image based on mixed features of histogram of oriented gradient and gray level co-occurrence matrix [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(12): 121003.
赵若晴,王慧琴,王可,等.基于方向梯度直方图和灰度共生矩阵混合特征的金文图像识别[J].激光与光电子学进展,2020,57(12):121003.
- [8] He S, Fang L, Zhang Z. Image coloring method based on improved regional full convolutional neural network and joint bilateral filtering [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(12): 121006.
何山,方利,张政.基于改进的区域全卷积神经网络和联合双边滤波的图像着色方法[J].激光与光电子学进展,2020,57(12):121006.
- [9] Yang F, Wei G H, Cao H, et al. Research progress on content-based medical image retrieval [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(6): 060003.
杨锋,魏国辉,曹慧,等.基于内容的医学图像检索研究进展[J].激光与光电子学进展,2020,57(6):060003.
- [10] Cai Y F, Chen T Y, Wang J, et al. Image noise reduction in computed tomography with non-local means algorithm based on adaptive filtering coefficients [J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(7): 0710001.
蔡玉芳,陈桃艳,王珏,等.基于自适应滤波系数的非局部均值计算机层析成像的图像降噪方法[J].光学学报,2020,40(7):0710001.

- [11] Wu Z, Jiang S S, Zhou X L, et al. Application of image retrieval based on convolutional neural networks and Hu invariant moment algorithm in computer telecommunications[J]. Computer Communications, 2020, 150: 729-738.
- [12] Xie Z H, Liu J H, Sun H, et al. Fast registration of visible light and synthetic aperture radar images[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(6): 062803.
谢志华, 刘晶红, 孙辉, 等. 可见光图像与合成孔径雷达图像的快速配准[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(6): 062803.
- [13] Li J Y, Yang Y H, Wen Q, et al. Research on improved SURF breast registration algorithm in multi-mode MRI [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(12): 121010.
李积英, 杨永红, 温强, 等. 改进 SURF 在多模 MRI 乳腺配准算法中的研究[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(12): 121010.
- [14] Wang H, Zhou C D, Li L X. Design and application of a text clustering algorithm based on parallelized K-means clustering[J]. Revue d'Intelligence Artificielle, 2020, 33(6): 453-460.
- [15] Sun J, Guo D B, Yang T T, et al. Real-time object detection based on improved YOLOv3 network [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(22): 221505.
孙佳, 郭大波, 杨甜甜, 等. 基于改进的 YOLOv3 网络的实时目标检测[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(22): 221505.