第 48 卷第 9 期
2020 年 9 月

硅 酸 盐 学 报
JOURNAL OF THE CHINESE CERAMIC SOCIETY

Vol. 48，No. 9
September，2020

http://www.gxyb.cbpt.cnki.net

DOI：10.14062/j.issn.0454-5648.20200032

元明清陶瓷蕉叶纹纹饰的特征

张 静[1]，周 强[1]，王 莹[2]，罗宏杰[2,3]

(1. 陕西科技大学电气与控制工程学院，西安 710021；
2. 陕西科技大学，硅酸盐质文化遗产研究院，西安 710021；3. 上海大学材料科学与工程学院，上海 200444)

摘 要：提出一种借助于人工智能的辅助鉴别方法鉴定具有蕉叶纹饰的古陶瓷年代及真伪，利用局部二值模式(LBP)和方向梯度直方图(HOG)技术从古陶瓷图像的蕉叶纹饰中提取古陶瓷的时代特征，通过蕉叶纹局部二值模式纹饰特征和方向梯度直方图纹饰特征的融合实现古陶瓷的智能断代，并采用纹饰相似度衡量古陶瓷的真、伪可能性。以博物馆现有馆藏古陶瓷图像资料为基础进行实验。结果表明：该方法不仅可以完成古瓷器准确断代，而且能够发现蕉叶纹饰的发展规律，从而强有力地辅助专家的断代工作。此外，基于纹饰特征的相似度分析能够对古陶瓷的真伪辨识提供较有力支撑。

关键词：古陶瓷；断代鉴定；纹饰特征；蕉叶纹；局部二值模式–方向梯度直方图融合特征
中图分类号：TQ174.72　　**文献标志码**：A　　**文章编号**：0454–5648(2020)09–1367–09
网络出版时间：2020–07–13



Characteristics of Banana Leaf Pattern for Ceramics in Yuan, Ming and Qing Dynasties

ZHANG Jing[1], *ZHOU Qiang*[1], *WANG Ying*[2], *LUO Hongjie*[2,3]
(1. School of Electrical and Control Engineering, Shaanxi University of Science & Technology, Xi′an 710021, China;
2. Research Institute of Silicate Cultural Heritage, Shaanxi University of Science & Technology, Xi′an 710021, China;
3. School of Material Science and Engineering, Shanghai University, Shanghai 200444, China)

Abstract: An assisted identification method with artificial intelligence was proposed to identify the dating and authenticity of ancient ceramics with banana leaf pattern. The local binary patterns (LBP) and the histogram of oriented gradient (HOG) were used to extract the characteristics of the time from the banana leaf pattern of ancient ceramics images. The intelligent chronological identification of ancient ceramics was realized through the fusion of the local binary patterns features and the histogram of oriented gradient features of banana leaf pattern, and the similarity of ornamentation was used to measure the authentic and imitative possibility of ancient ceramics. The experiment was based on the ancient ceramic image database of the museum collections. The experimental results show that the proposed method can complete the accurate identification of ancient ceramics and find out the development law of banana leaf pattern, thus assisting experts in the identification of the ancient ceramics. In addition, the similarity analysis based on ornamentation features can provide a support for the authenticity identification of ancient ceramics.

Keywords: ancient ceramics; chronological identification; ornamentation features; banana leaf pattern; local binary patterns–histogram of oriented gradient fusion features

中国古陶瓷源远流长、种类丰富、制造工艺精巧绝伦，且有着极高的艺术收藏价值。由于古陶瓷文物拍卖价格高，导致市场上充斥了大量的赝品和仿制品，严重损害了国家与收藏喜好者的利益，因此对古陶瓷的无损鉴定越来越重要。

目前，古陶瓷鉴定方法主要分为传统的经验鉴定法和借助现代科技手段进行鉴定的科技鉴定法[1]。

收稿日期：2020–01–15。　修订日期：2020–03–13。
基金项目：陕西省科技计划项目(2019GY-090)；咸阳市科技计划项目(2017K02-06)资助。
第一作者：张 静(1995—)，女，硕士研究生。
通信作者：周 强(1969—)，男，教授。

Received date: 2020–01–15.　**Revised date:** 2020–03–13.
First author: ZHANG Jing(1995–), male, Master candidate.
E-mail: zj0424zj@163.com
Correspondent author: ZHOU Qiang (1969–), male, Ph.D., Professor.
E-mail: 1403502230@qq.com

经验鉴定法是依靠鉴定人员长期累积的经验进行真伪、时代鉴别，但该方法易受到主观因素的影响，或因人为操控和利益驱使而导致误判，降低了鉴定结果的科学性和可信度；科技鉴定法是运用现代科学仪器，对以硅酸盐为主体的古陶瓷进行坯釉化学组成分析和晶相组成的研究[2]，并探究其工艺技术。该方法对古陶瓷文物存在一定程度的破坏性，且由于设备体积及价格因素难以得到广泛应用，使得这类方法的实用性不强。因此，找到一种精确、客观、可信的古陶瓷无损鉴定的方法十分必要和迫切。

随着人工智能[3]的兴起，以“电子眼”代替人眼，以人工智能系统代替人脑，运用机器视觉、模式识别等技术，拍摄古陶瓷图像并从中提取古陶瓷的各种时代特征和窑口特征，最终根据这些特征对古陶瓷进行鉴定，已成为了陶瓷工艺学、考古学和人工智能科学相互交叉的一个新的学科方向，人工智能的鉴定结果不仅可以有力的辅助人工鉴定，而且其大数据处理能力还能够发现古陶瓷外观上的细微变化发展规律。

近年来，一些学者利用机器视觉技术在古陶瓷无损鉴定方面开展了一系列的研究工作，主要是从古陶瓷器型、纹饰图案、陶瓷釉色[4]以及铭文款识等几个方面获取古陶瓷特征，进而完成古陶瓷的鉴定。如罗宏杰等针对不同时期耀州窑碗器型结构特征，生成判别函数实现对碗样品的辅助判定[5]，率先开展了国内古陶瓷器型数字化的研究，并提出了利用古陶瓷器型、釉色及纹饰完成无损分类识别，其次，借助 X 荧光分析、光谱分析等方法对古陶瓷的鉴别上也开展了大量研究工作[4,6–7]。此外，穆天红等提出一种借助古陶瓷轮廓、纹饰和铭文款识特征的人工智能方法完成古陶瓷的鉴定[8]。吴隽等提取撇口碗碗口沿斜率、曲线曲率最大值及拐点数等特征作为断代的关键性指标[9]，实现对撇口碗的准确断代。文献[10]提出将纹理测度用于埃及古陶瓷样本的分类中，分类准确度达到 74%，基本能够完成古陶瓷分类。这些研究工作证明了古陶瓷的人工智能鉴别方法的可行性，但该方向的研究刚刚起步，无论是从鉴别精度上还是鉴别方法的普适性都存在很大不足，特别是在古陶瓷纹饰图案的时代特征提取方面，对于包罗万象、内涵丰富的古陶瓷纹饰来说，研究工作的不足显得尤为突出。

作为中国古陶瓷装饰艺术中的一类经典图案，蕉叶纹是自然界中植物在瓷器上的反映。瓷器上的蕉叶纹始见于宋代，形式丰富多样，游走于装饰性和写实性之间[11]，使得瓷器别具魅力。以蕉叶形式的植物纹在所有的纹饰中占有很大的比重，成为元明清三代瓷器植物纹饰中最重要的组成部分[12]。如图 1 可见几种具有代表性的蕉叶纹古瓷器。蕉叶纹大多以辅助纹饰出现在器物颈、肩，腹和底足，常与其他辅助纹饰如海水纹、如意云纹、回纹等同时装饰器物，也有少量器物以蕉叶做主要装饰。



(a) Blue-and-white eight edges yuhuchun ping with design of lions and balls

(b) Blue-and-white bottle with design of seawater and banana leaf pattern

(c) Blue-and-white auricular flask with design of pomegranate

(d) Underglaze red plum vase with design of three fruits

图 1 各朝代经典蕉叶纹古陶瓷作品

Fig. 1 Classical banana leaf pattern ancient ceramics of various dynasties

鉴于蕉叶纹在瓷器装饰中占据重要的地位，将以含有蕉叶纹为辅助纹饰的古瓷器(以下简称蕉叶纹古瓷器)为研究出发点，通过对蕉叶纹图案时代特征的提取鉴别具有蕉叶纹饰的古陶瓷。

为了提取到更丰富的古陶瓷纹饰信息，挖掘到更能表征时代特性的纹饰描述，提高古陶瓷断代识别率，将局部二值模式(local binary pattern，LBP)和梯度方向直方图(histogram of oriented gradient，HOG)的两种特征应用于古瓷器的断代检测中，充分发挥 LBP 和 HOG 两种特征各自的优势，提取古陶瓷蕉叶纹的 LBP–HOG 融合特征，并利用 SVM

(Support Vector Machine)分类器模型进行图像分类，最终实现古陶瓷的智能断代，并且获得了一些古陶瓷上蕉叶纹变化规律。该断代结果将强有力地辅助专家的断代工作。

另外，以古陶瓷纹饰特征相似度为依据，进行了古陶瓷真、伪智能辨识的尝试性研究，取得了一定的初步效果。

1　基于 LBP–HOG 融合特征的蕉叶纹古陶瓷智能断代

1.1　整体思路

本研究提出的方法实现的整体流程如图 2 所示，主要包括古陶瓷图像预处理、蕉叶纹 LBP–HOG 融合特征提取以及分类断代 3 部分：

首先，对蕉叶纹古瓷器图像进行 ROI(Region Of Interest)区域裁剪以获得蕉叶纹区域，对 ROI 区域进行尺寸归一化等预处理操作；其次，分别提取蕉叶纹图像的 LBP 特征和 HOG 特征(这两种特征是根据蕉叶纹时代特征凝练而成的)，融合 LBP 和 HOG 两种特征量得到蕉叶纹 LBP–HOG 融合特征量；最后，利用 SVM 分类器，根据 LBP–HOG 融合特征量实现对蕉叶纹古瓷器的快速、有效断代。此外，通过对蕉叶纹特征量的统计和分析，还可以得到古陶瓷蕉叶纹的变化规律。

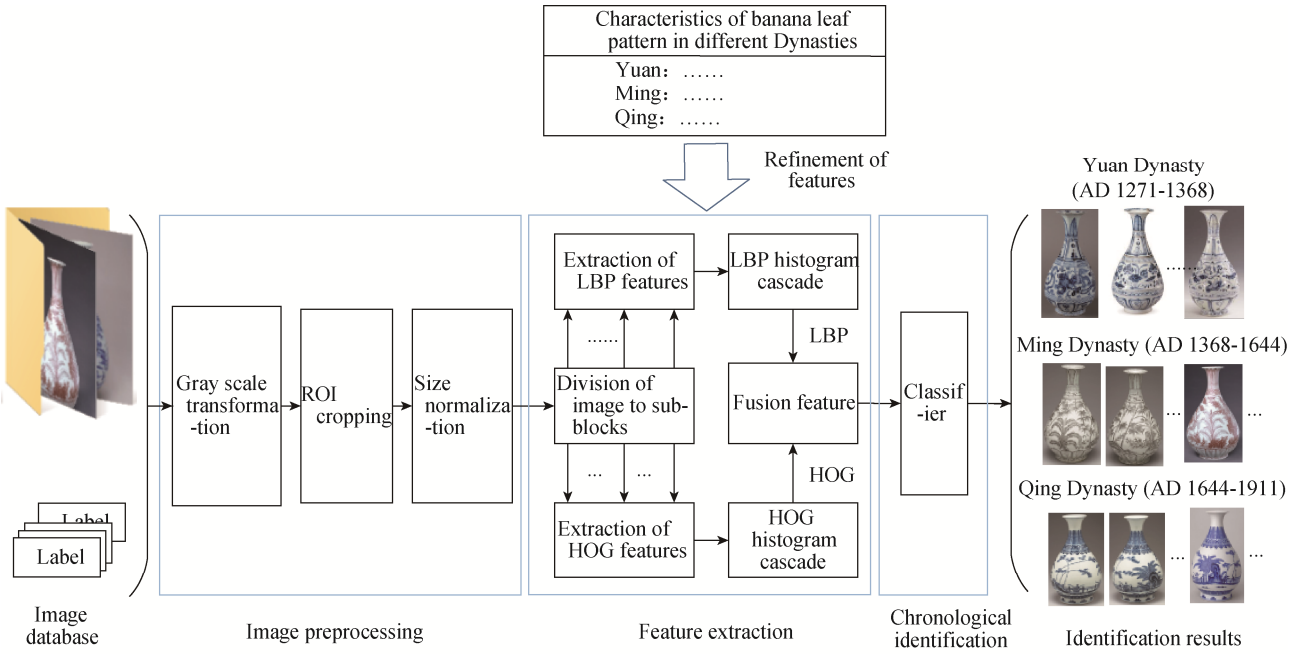


图 2　古瓷器断代方法整体流程框图

Fig. 2　Overall block diagram of the chronological identification of ancient ceramics

1.2　古陶瓷图像预处理

古瓷器图像样本收集自中国国家博物馆、台北故宫博物馆以及各个省博物馆官网的馆藏资料。由于每件瓷器的拍摄规范、采集环境、拍摄条件并不一致，不同的光源结构、设备性能及拍摄背景等因素不可避免的造成图像质量的差异。为验证本方法的准确性，必须进行必要的预处理操作以保证蕉叶纹图像大小及图像质量的一致统一性。

古陶瓷图像的预处理过程主要完成对古陶瓷图像的灰度化处理、ROI 区域检测、尺寸大小归一化，以及滤波去噪和增强处理等。经过图像预处理，有效地改善了蕉叶纹图像质量，使得纹饰信息更加清晰。能够减少后续算法的复杂度，同时为后期的纹饰特征提取打下基础。

1.3　图像纹饰特征提取与融合

1.3.1　蕉叶纹的时代特征　　随着时代的变迁、工艺水平的发展、以及不同时代背景下人们审美水平的差异，各朝代也逐渐产生了不同的装饰元素，随之体现在装饰的艺术形态中，尤其是瓷器上的装饰风格也随之不断演变，形成各朝代纹饰图案特有的表现形式。作为经典的瓷器装饰纹饰之一，蕉叶纹更形成了各具时代特色的艺术风格。蕉叶纹由元代的每叶自成单元到明清时期发展为双层蕉叶。元代每叶之间有较宽间隙。其次，主叶脉是一条较粗实线，侧叶茎用细密平行斜线表示[13]；发展至明代，双层蕉叶的前层蕉叶间隙较宽，后层蕉叶主叶脉由

两条平行直线从底部延至叶尖或交于叶尖，且中空留白，虽然每个时期有细微的差别，但与元代蕉叶纹排列形式、叶形、叶层具有很明显的差异性；到清代及以后，蕉叶纹的装饰更是与器型、装饰部位有较大关系，在不同部位、不同器物中蕉叶均呈现不同的形态，但整体上呈尖头宽尾状，排列上比明朝更加紧凑，叶缘更加丰满圆滑，呈现出自然的美感。

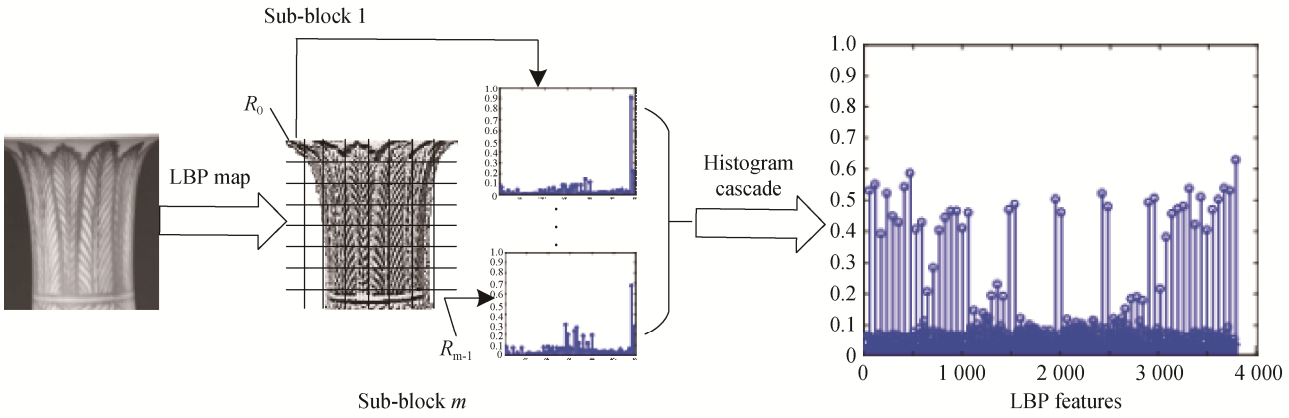
通过挖掘各个朝代蕉叶纹饰包含的细微差异，从纹饰的变化中提炼出时代特征并建立可量化特征量是古陶瓷智能识别的关键环节。

1.3.2 蕉叶纹 LBP 特征 古陶瓷上的蕉叶纹纹饰排列形式、叶层数、叶缘、叶脉均各具时代特色，在视觉上有醒目的对比效果，因此纹饰特征是蕉叶纹古陶瓷断代的重要依据。研究纹饰特征时发现，局部二值模式[14–15]可以作为一种像素层级的局部纹饰特征，具有较高的特征鉴别能力及较低的计算复杂度，并且可以获得明显的纹饰特征及轮廓特征。因此，采用 LBP 算子描述蕉叶纹图像纹饰特征。

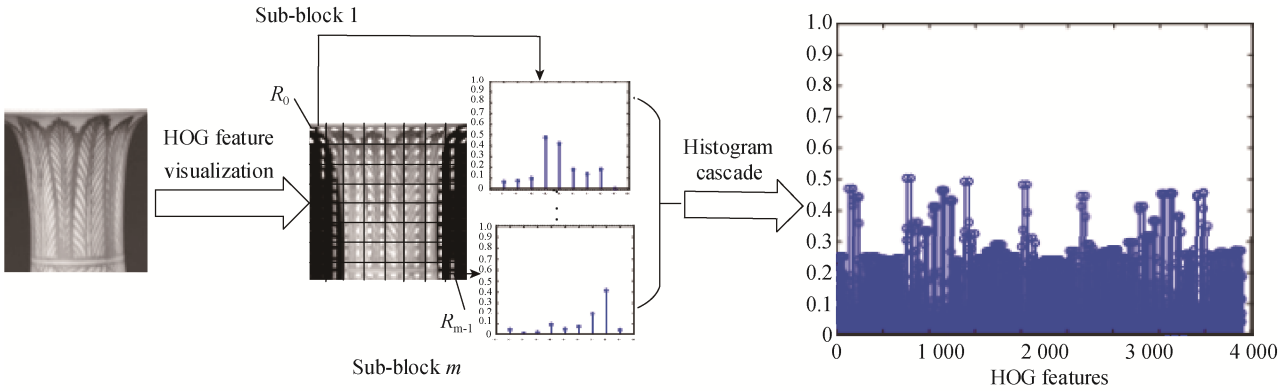
但是基本 LBP 算子只局限于固定半径范围的小邻域，不能满足不同频率纹饰的需要，具有一定局限性[16]。为了对中国历史艺术内涵进行检测以及发掘更多纹饰蕴含的关键断代信息，从而提高古陶瓷鉴定的精度。通过研究几种常用的改进 LBP 算子的优缺点，最终决定采用 LBP 等价算子[17]来表达蕉叶纹纹饰的信息。LBP 等价算子不仅可以保证图像的灰度和旋转不变性，并且能够表达图像的线端、角点、边界、平坦区域等关键纹饰结构，能更好的提取图像纹饰的本质特征。

图 3 为 LBP、HOG 特征提取流程图。从图 3 可以看出，蕉叶纹 LBP 特征图谱相比原图，可以更加明显地体现蕉叶纹图像的纹饰信息，能够提取出清晰的蕉叶纹叶脉纹路、叶尖等显著特征，同时蕉叶纹的轮廓清楚可见。因此，利用 LBP 特征能够很好的表征原始图像的特征信息。

在实际对蕉叶纹纹饰的特征分析中，LBP 图谱虽然能够清晰地呈现纹饰信息，但是不适合直接作为特征向量输入到分类器中，其统计直方图更适合作为特征用于图像的分类识别。



(a) Flow chart of LBP feature extraction



(b) Flow chart of HOG feature extraction

图 3 LBP、HOG 特征提取流程图

Fig. 3 Flow chart of LBP and HOG feature extraction

LBP 特征提取流程如图 3a 所示，首先将经预处理后的蕉叶纹图像划分为若干小图像区域，以提取到更丰富的特征信息，分别计算每个区域内每个像素点的 LBP 值，生成若干个 LBP 图谱；再分别建立统计直方图，并依次将其进行连接整合，作为整幅图像的特征向量即图像的 LBP 纹饰特征。

1.3.3　蕉叶纹 HOG 特征　　边缘信息是纹饰极其重要的特征描述，对于蕉叶纹纹饰，其边界形状的分析对于断代有着重要作用。研究发现方向梯度直方图[18]描述子能够很好描述图像局部纹饰信息，其梯度幅值可以反映像素值有剧烈变化的地方，通常图像边缘处具有较大梯度变化，因此 HOG 特征对边缘十分敏感。据此通过提取图像的 HOG 特征作为描述纹饰边缘形状信息的特征向量，并将其应用于蕉叶纹古陶瓷断代鉴定中。蕉叶纹纹饰的 HOG 特征可视化分布效果如图 3b 中所示，从蕉叶纹图像 HOG 特征分布图可以看出，蕉叶纹图像的 HOG 特征在叶缘、叶脉、叶尖处的梯度信息尤为明显，而在单一背景处和平坦区域的特征向量呈现单一化的特点，说明 HOG 特征可以有效表示出蕉叶纹图像的形状信息。并通过分析梯度强度及方向分布可以很好捕获蕉叶纹边缘、叶脉等信息，因此提取 HOG 直方图特征作为纹饰描述能够为蕉叶纹古陶瓷断代提供更多的鉴别信息。HOG 特征的提取流程如图 3b 所示，同样将每个块的特征向量进行级联合成最终的 HOG 特征向量。

1.3.4　蕉叶纹 LBP 与 HOG 特征融合　　LBP 和 HOG 特征各有优势，但也存在一定的局限性。其中 LBP 特征对边缘轮廓和方向特征的提取效果不佳，且存在对复杂图像特征的表达不全面、提取准确率低等问题，而 HOG 特征可以很好的描述图像的边缘信息，能够表征图像的局部形状变化[19]，从而捕获轮廓信息。但是 HOG 特征在非边缘部分及纹饰较细的图像中无法发挥其优势。

鉴于 LBP 和 HOG 特征具有一定的互补性，利用特征串行融合方法将 LBP 特征与 HOG 特征进行组合。结合两者优势，使融合的 LBP–HOG 特征能够更好地刻画图像的本质特征，提取到足以表征古陶瓷时代信息的纹饰特征向量。

1.4　蕉叶纹古瓷器智能断代及真、伪辨识

支持向量机(SVM)是一种高效的分类识别方法，尤其在解决非线性、高维度的复杂分类问题上占有绝对优势，而被广泛应用于模式识别领域[20]。

利用 SVM 进行古陶瓷断代分为训练和断代两个过程，具体步骤如图 4 所示。训练过程是利用含有古陶瓷图像和类别标签的训练样本集，通过图像预处理、提取图像蕉叶纹 LBP–HOG 融合特征、SVM 分类以及分类结果与类别标签的比较等步骤，实现对 SVM 分类器参数的优化，即对 SVM 分类器的训练。训练好的 SVM 分类器将被断代过程所调用。断代过程中，被辨识的古陶瓷图像，通过图像预处理、蕉叶纹 LBP–HOG 融合特征提取和 SVM 分类等步骤，SVM 分类器最终输出元、明、清等朝代的分类结果。

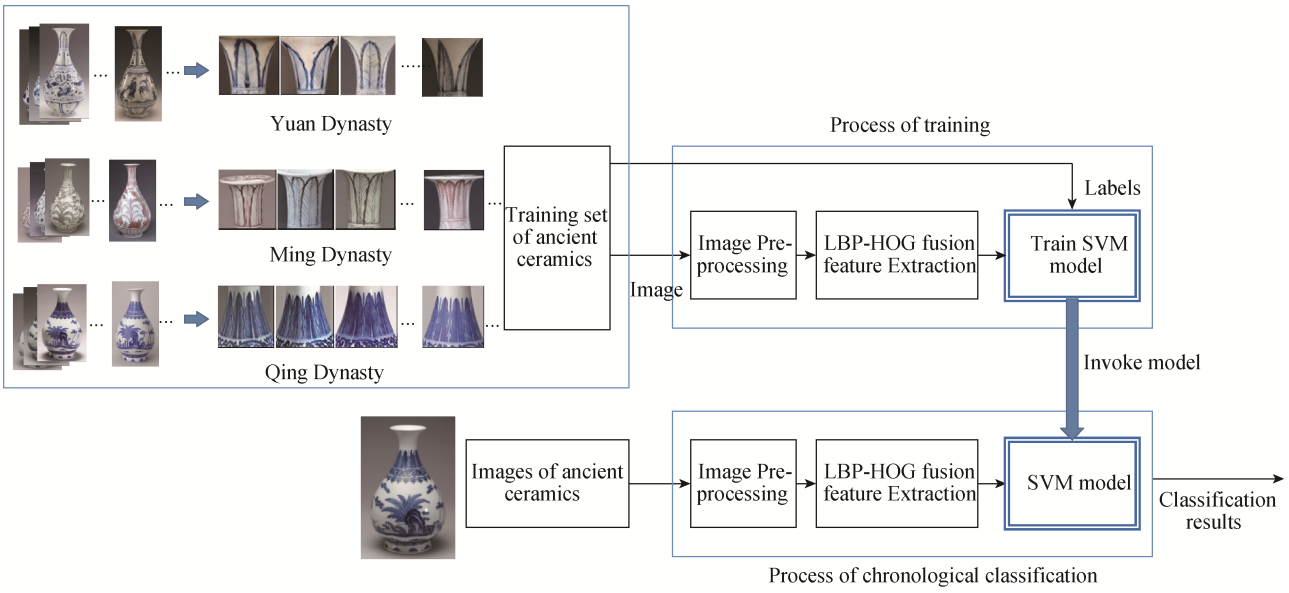


图 4　利用 SVM 的古陶瓷断代识别流程图

Fig. 4　Flow chart of chronological identification for ancient ceramics based on SVM

由于在古陶瓷的真伪鉴定[22]中，纹饰特征是重要的鉴定细节，为研究纹饰特征向量对古陶瓷真伪鉴定的作用，以纹饰特征向量相似度衡量古陶瓷图像的真、伪可能性。采用夹角余弦测度来定义纹饰向量相似度，根据图像的相似性以预判古陶瓷的真伪，其计算为：

$$P_1=\frac{1}{3}(P_1^1+P_1^2+P_1^3)=\frac{1}{3}\left[\sum_{i=1}^{3}\frac{1}{M_i}\left(\sum_{m=1}^{M_i}\sum_{n=1}^{Q}\cos(A_m,B_n)\right)\right] \tag{1}$$

$$P_2=\frac{1}{3}(P_2^1+P_2^2+P_2^3)=\frac{1}{3}\left[\sum_{i=1}^{3}\frac{1}{M_i}\left(\sum_{m=1}^{M_i}\sum_{l=1}^{L_i}\cos(A_m,B_l)\right)\right] \tag{2}$$

其中：

$$\cos(X,Y)=\frac{\sum_{i=1}^{n}x_iy_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(x_i)^2(y_i)^2}} \tag{3}$$

式中：X、Y 分别为两幅图像的纹饰特征向量；根据式(1)、式(2)可以计算得到 P_1、P_2，其分别为测试样本与真、仿品古陶瓷的纹饰特征向量匹配相似度值；M_i $i=1,2,3$ 分别为元、明、清古陶瓷测试样本数量；Q_i $i=1,2,3$ 为元、明、清真品数量；L_i $i=1,2,3$ 为仿元、明、清古陶瓷数量；A_m 为测试样本的纹饰特征向量；B_n 为真品的纹饰特征向量；B_l 为仿品的纹饰特征向量。根据 P_1、P_2 值大者对应真、伪标签作为测试样本的真、伪参考。

2 结果及讨论

2.1 古陶瓷样本数据集的构建

古瓷器图像集是从中国各博物馆馆藏资料收集到的，将其作为鉴定工作的科学依据和数据来源。共收集到元(1271—1368)、明(1368—1644)、清(1636—1912) 3 个朝代含蕉叶纹古陶瓷共 230 幅，其中属于元、明、清朝代的各有 25 幅、69 幅和 136 幅。瓷器上的蕉叶纹常装饰于器物的颈部、肩部及下腹部，通过位置尺寸比例先验知识基本定位出蕉叶纹在古陶瓷图像中的大致位置信息，再根据具体图像的差异性进行边界精定位，检测到蕉叶纹图案以提取到蕉叶纹区域图像，作为样本数据集，部分蕉叶纹样本集的处理如图 4 古陶瓷训练集所示。

2.2 古陶瓷断代过程及真伪辨识尝试

2.2.1 古陶瓷断代过程 本工作完整古陶瓷断代的流程如图 5 所示。首先完成古陶瓷图像的预处理操作，获取经归一化处理的 ROI 蕉叶纹图案区域；再分别提取 ROI 区域的蕉叶纹 LBP、HOG 特征，并通过串行融合方式组成 LBP–HOG 融合特征向量；最后将特征向量输入 SVM 分类器，实现古陶瓷断代识别。

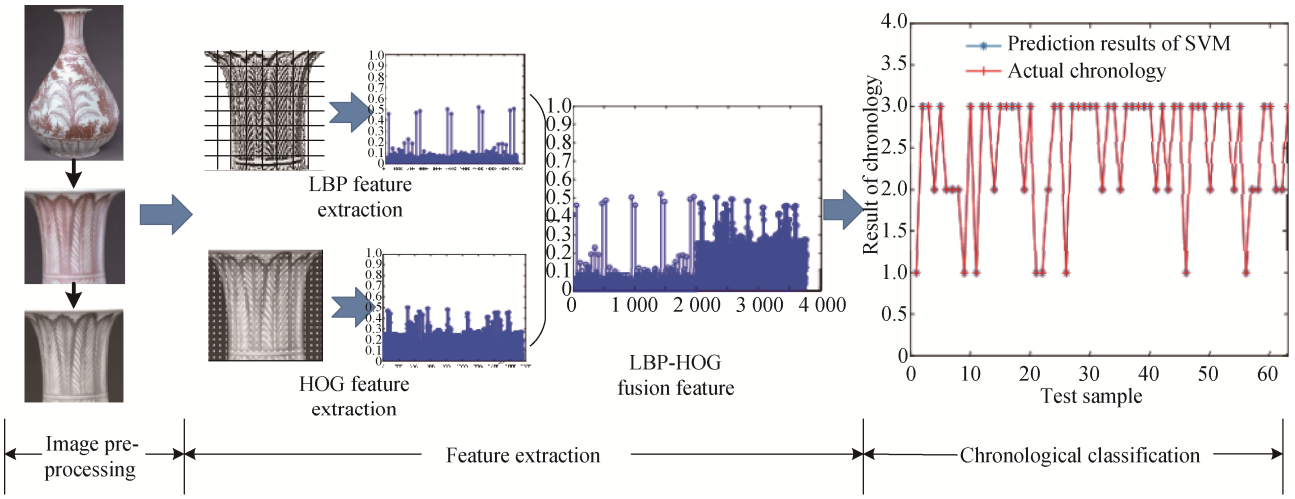


图 5 古陶瓷断代流程图

Fig. 5 Flow chart of the chronological classification of ancient ceramics

2.2.2 古陶瓷真伪辨识 以纹饰特征向量的相似度衡量蕉叶纹古陶瓷真伪匹配度，元、明、清蕉叶纹古陶瓷测试图像分别与真、仿品蕉叶纹古陶瓷图像作 LBP–HOG 纹饰特征向量的相似度匹配分析，根据式(2)、式(3)的计算结果估计古陶瓷的真伪。

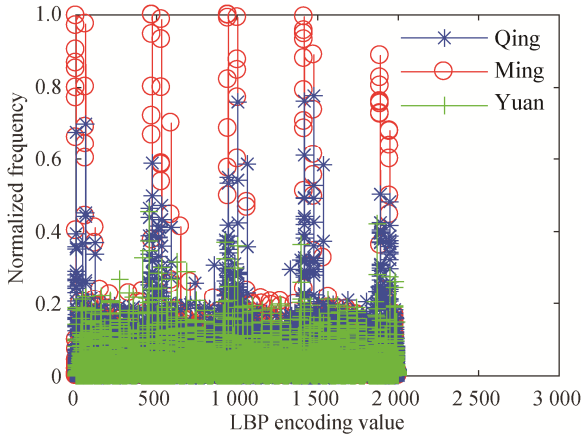
2.2.3 结果及分析

1) 具有古陶瓷蕉叶纹饰智能断代可行性

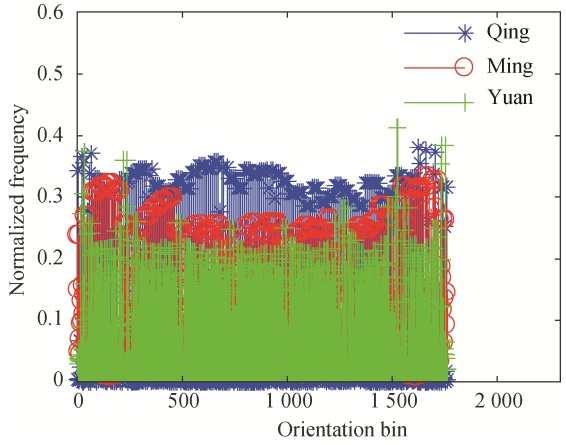
为验证方法的可行性，首先针对 LBP 特征和 HOG 特征作为古陶瓷断代分类的纹饰特征依据进行仿真实验。

图 6 为元、明、清朝代古陶瓷的 LBP 特征和

HOG 特征时代差异图。图 6a~图 6b 分别为元、明、清三个朝代古陶瓷的 LBP 特征和 HOG 特征时代差异图。分别提取元、明、清共 230 幅图像的 LBP 和 HOG 直方图特征，以 8*8 规格划分图像分辨率为 256*256 的图像时，提取的 LBP 特征向量数目为 3776 维(如图 3a 中所示)，为提高直方图区分能力及减少高维度信息的冗余度，进行了特征降维处理，抽取 2000 维特征向量用以表示图像的特征；另外每幅图像提取到 1764 个 HOG 特征，分别将每幅图像的统计直方图特征进行可视化。从图 6 可以看出，明清两代的特征值明显大于元代，不同朝代古陶瓷的 LBP、HOG 特征均具有较明显的差异性，将其作为特征向量输入到 SVM 分类器中将得到良好的分类效果。从而验证了所提取 2 种特征量可以作为古陶瓷断代的有效依据。



(a) Comparison diagram of LBP characteristics of ancient ceramics n Yuan, Ming and Qing dynasties



(b) Comparison diagram of LBP characteristics of ancient ceramics

图 6　元、明、清朝代古陶瓷的 LBP 特征和 HOG 特征时代差异图

Fig. 6　Comparison diagram of LBP and HOG characteristics of ancient ceramics in Yuan, Ming and Qing dynasties respectively

2) 智能古陶瓷断代系统性能良好

其次，为测试本研究所采用方法的断代性能，将其和其他常用的纹饰分类方法在蕉叶纹古陶瓷上的断代效果进行对比。结果如表 1 所示，分别测试了灰度共生矩阵(GLCM)[20]、Gabor 变换[21]方法、LBP 特征、HOG 特征以及 LBP–HOG 融合特征共 5 种不同的方法，并对每种方法的运行时长及断代精确度进行统计，用以评价算法效果。

随机抽取 161 个样本作为训练样本，69 个样本为测试样本，使训练样本数量与测试样本数量比例接近 7:3，断代结果如表 1 所示。

表 1　不同方法对于元、明、清古陶瓷断代结果统计表

Table 1　Chronological identification results of ancient ceramics in Yuan, Ming and Qing Dynasties by different methods

Methods	Identification accuracy/%	running time/s	Average running time/s
Gabor	84.72	197.2138	0.4544
GLCM	77.78	383.4396	0.8835
LBP	95.83	79.2839	0.1827
HOG	97.22	111.1709	0.2562
LBP–HOG	100.00	120.7374	0.2782

从表 1 可以看出，LBP、HOG 特征在古陶瓷断代中可以取得较高的识别精度，明显优于其他纹饰分类算法。并且，LBP–HOG 融合特征的断代准确度最高，可以达到 100%。从耗时来说，LBP 算子由于其计算简单在耗时上具有明显优势，GLCM 计算时涉及变量较多、计算量较大，因而消耗时间较长。其次，LBP–HOG 融合特征进行训练的运行时间比单独特征量稍长，其原因在于将两种特征串联融合，相较之下特征向量较复杂，导致消耗时间较长。但是，平均每幅图片断代用时 0.2795 s，足以满足古陶瓷断代鉴定的快速高效性等要求。

另外，为分析产生错误断代结果的原因，将 LBP 特征、HOG 特征 2 种方法的断代结果分别统计在表 2、表 3 中，能清晰看出元、明、清三类古陶瓷样本的断代正误情况。

表 2　LBP+SVM 方法对古陶瓷样本断代结果统计

Table 2　Chronological identification results of ancient ceramics based on LBP+SVM

Dynasties	Number of test samples	Number of misclassifications	Accyuracy/%
Yuan	8	0	100
Ming	20	1	95
Qing	41	1	97.56

表 3 HOG+SVM 方法对古陶瓷样本断代结果统计

Table 3 Chronological identification results of ancient ceramics based on HOG+SVM

Dynasties	Number of test samples	Number of misclassifications	Accuracy/%
Yuan	8	0	100
Ming	20	2	90
Qing	41	1	97.56

由表 2，3 对古陶瓷的断代统计结果可以看出，基于单一 LBP 特征、HOG 特征的断代方法，均会在明和清两个朝代存在错误断代的情况，而元朝的蕉叶纹古陶瓷均能够被准确断代，其原因是明、清两个朝代的纹饰绘画笔法及风格较为相似，且蕉叶纹的形状、叶脉纹路较为接近，因此使用单一特征量难以提取到充分的纹饰信息导致误断代。

3) 发现与验证古陶瓷蕉叶纹饰发展规律

通过统计和分析 LBP、HOG 特征信息可以发现以下古陶瓷蕉叶纹饰发展规律：

(1) 整体上呈现出蕉叶纹饰复杂度增加，蕉叶排列形式更加紧密的发展趋势

从图 6 可以看出，元代所提取的两种直方图特征均小于明、清两代，即 HOG 特征能检测到的边缘信息及 LBP 特征能提取到的叶缘边界、叶茎等线端信息均较少，说明元代的蕉叶纹饰图案简单，线条明了，排列稀疏，因而提取到信息量较少，符合于元代瓷器中蕉叶每片自成单元，每叶之间留有较大间隙的装饰风格。而蕉叶纹饰发展至明、清两代，叶层数有所增加，随双层蕉叶的产生，其叶茎、叶脉、叶缘等信息随之增加。通过特征统计的形式将纹饰的发展规律显而易见表达出来。

(2) 蕉叶纹饰呈线条细腻的发展趋势

从图 6 可以看出，明、清两代的统计特征均较大，LBP、HOG 特征代表了图像的边缘、线条、角点等重要信息，说明蕉叶叶尖、叶茎、叶脉信息较为丰富，能提取到更丰富的蕉叶信息，而明代的 LBP 特征的分布较元代和清代大，也符合时代装饰风格，清朝的装饰手法常用青料平涂、渲染的方式进行图像的勾勒，因此能检测到的叶茎、叶脉等信息相对较少。

4) 具有蕉叶纹古陶瓷智能真伪辨识的可能性

为验证本研究方法对古陶瓷真伪鉴定的辅助作用，针对仿品的辨识进行了研究，共收集到具有蕉叶纹的古陶瓷仿品图像 160 幅，元、明、清三朝代各 48、50、72 幅。按照 1.3 节的纹饰特征提取方法，分别提取图像的 LBP–HOG 融合特征。以具有标签信息的古陶瓷真品进行仿真验证，随机抽取真品中 60 幅用以验证纹饰特征辅助鉴定真伪的效果，元、明、清朝代各取 20 幅作为测试样本，根据式(2)、式(3)可计算得到古陶瓷纹饰特征的相似度，并估判古陶瓷的真伪。如表 4 所示，为古陶瓷真伪辨识结果。

表 4 LBP－HOG 融合特征相似度辨识真伪结果统计

Table 4 Authenticity identification results of ancient ceramics based on similarity of LBP–HOG fusion feature

Dynasties	Number of genuine antique	Number of imitation	Accuracy /%
Yuan	**15**	5	75
Ming	16	4	80
Qing	18	2	90

由表 4 可知，以提取的 LBP–HOG 融合特征结合纹饰相似性度量技术对古陶瓷的真伪辨识具有一定的参考价值，能够在古陶瓷的真伪鉴定工作中起到辅助判断的效果。

综上结果分析可知，本研究方法能够实现元、明、清 3 个朝代蕉叶纹古瓷器的断代鉴定，也说明了 LBP、HOG 特征在古瓷器纹饰描述方面有较好效果，并且验证了本研究方法对辅助古瓷器断代检测与真伪辨识具有很强的可行性和借鉴性，同时，可以根据其特征发现及验证古陶瓷蕉叶纹饰发展规律。

3 结论

提出一种基于 LBP–HOG 融合特征的古陶瓷智能断代方法，该方法提取到古陶瓷图像的细节纹饰特征，综合了 LBP 和 HOG 特征的优势，提取到最能表征图像纹饰的本质特征，利用 SVM 分类模型对古瓷器断代分类，并结合纹饰相似性度量技术进行古陶瓷真伪辨识的尝试。

由于古陶瓷纹饰的复杂多样性，难以找到纹饰继承发展的普遍演变规律，从典型的蕉叶纹古陶瓷入手，以验证此方法正确性和可靠性。实验结果表明，LBP–HOG 特征能较好提取图像的细节纹饰特征，并且可以实现从纹饰的角度辅助古陶瓷断代及真、伪的预判，另外，借助本研究方法能够获得古陶瓷蕉叶纹饰的发展规律。

参考文献:

[1] 吴晓萍, 管业鹏, 李伟东, 等. 可见-近红外光谱的古陶瓷断代分类

识别[J]. 光谱学与光谱分析, 2019, 39(3): 756–764.
WU Xiaoping, GUAN Yepeng, LI Weidong, et al. Spectrosc Spect Anal (in Chinese), 2019, 39(3): 756–764.

[2] 陈显求. 宋耀州兔毫天目瓷釉的分相与析晶[J]. 自然杂志, 1995(6): 329–331.
CHEN Xianqiu. Nature(in Chinese), 1995(6): 329–331.

[3] 周波, 谢光. 人工智能在模式识别中的关键技术探究[J]. 现代信息科技, 2019, 3(22): 110–111.
ZHOU Bo, XIE Guang. Mod Inf Technol(in Chinese), 2019, 3 (22): 110–111.

[4] 翁政魁, 管业鹏, 罗宏杰. 基于机器视觉古陶瓷无损分类识别[J]. 硅酸盐学报, 2017, 45(12): 1833–1842.
WENG Zhengkui, GUAN Yepeng, LUO Hongjie. J Chin Ceram Soc(in Chinese), 2017, 45(12): 1833–1842.

[5] 罗宏杰, 杨云, 王芬, 等. 不同历史时期耀州窑碗器型结构特征之研究[J]. 中国陶瓷工业, 2003(6): 1–4.
LUO Hongjie, YANG Yun, WANG Fen, et al. Chin Ceram Ind(in Chinese), 2003(6): 1–4.

[6] 吴隽, 罗宏杰, 李家治, 等. 中国古陶瓷的断源断代[J]. 硅酸盐学报, 2007(S1): 39–43.
WU Jun, LUO Hongjie, LI Jiazhi, et al. J Chin Ceram Soc, 2007, (S1): 39–43.

[7] 胡薰尹, 管业鹏, 李伟东, 等. 基于紫外–可见–近红外光谱特征映射矩阵的古陶瓷分类方法[J]. 硅酸盐学报, 2018, 46(9): 1280–1286.
HU Xunyin, GUAN Yepeng, LI Weidong, et al. J Chin Ceram Soc, 2018, 46(9): 1280–1286.

[8] MU Tianhong, WANG Fen, WANG Xiufeng, et al. Research on ancient ceramic identification by artificial intelligence[J]. Ceram Int, 2019, 45: 18140–18146.

[9] 吴隽, 熊露, 唐敏, 等. 古瓷类文物器型结构的数字化特征鉴定[J]. 中国科学: 技术科学, 2012, 42(9): 1097–1102.
WU Jun, XIONG Lu, TANG Min, et al. Sci Chin Tech Sci(in Chinese), 2012, 42(9): 1097–1102.

[10] HEIN I, DOMINGUEZB A R, ORNELAS M, et al. Automated classification of archaeological ceramic materials by means of texture measures[J]. J Archaeol Sci: Rep, 2018, 21: 921–928.

[11] 刘乐君, 胡旋尹. “瓷上蕉叶”——五彩瓷中蕉叶纹图式变迁[J]. 中国陶瓷, 2016, 52(9): 101–104+107.
LIU Lejun, HU Xuanyin. China Ceram(in Chinese), 2016, 52(9): 101–104+107.

[12] 【瓷元素】瓷器纹饰之——蕉叶纹. [EB/OL]. [2018–08–07]. http://m.sohu.com/a/245817700_99940915?spm=smbd.content.0.0.15781011216598xpSMOY.

[13] 古陶瓷鉴定研究——如何通过纹饰鉴定古陶瓷(三). [EB/OL]. [2018–01–21]. http://www.360doc.com/content/18/0121/15/40042320_723881557.shtml

[14] MAHALE Vivek H., ALI Mouad M, YANNAWAR Pravin L, et al. Image Inconsistency Detection Using Local Binary Pattern (LBP)[J]. Procedia Comput Sci, 2017, 115: 501–508.

[15] PAN Zhibin, WU Xiuquan, LI Zhengyi. Central pixel selection strategy based on local gray-value distribution by using gradient information to enhance LBP for texture classification[J]. Expert Syst Appl, 2019, 120: 319–334.

[16] LEI Yiming, ZHAO Ximei, WANG Guodong, et al. A novel approach for cirrhosis recognition via improved LBP algorithm and dictionary learning[J]. Biomed Signal Process Control, 2017, 38: 281–292.

[17] LIU Peizhong, GUO Jingming, CHAMNONGTHAI Kosin, et al. Fusion of color histogram and LBP-based features for texture image retrieval and classification[J]. Inf Scis, 2017, 390: 95–111.

[18] WEI Yun, TIAN Qing, GUO Jianhua, et al. Multi-vehicle detection algorithm through combining Harr and HOG features[J]. Math Comput Simulat, 2019, 155: 130–145.

[19] SUN Haotong, LV Guodong, MO Jiaqing, et al. Application of KPCA combined with SVM in Raman spectral discrimination[J]. Optik, 2019, 184: 214–219.

[20] ARABI Punal M, JOSHI Gayatri, DEEPA N Vamsha. Performance evaluation of GLCM and pixel intensity matrix for skin texture analysis[J]. Persp Sci, 2016, 8: 203–206.

[21] KIM Namchul, SO Hyunjoo. Directional statistical Gabor features for texture classification[J]. Pattern Recogn Lett, 2018, 112: 18–26.

[22] 冯丹丹, 袁筱清. 科技创新断古陶瓷真伪[J]. 景德镇陶瓷, 2010, 20(4): 11.
FENG Dandan, YUAN Xiaoqing. Jingdezhen’s Ceram(in Chinese), 2010, 20(4): 11.