

http://bhxb.buaa.edu.cn      jbuaa@buaa.edu.cn  
DOI: 10.13700/j.bh.1001-5965.2019.0375

# 中国国画艺术美感特征分析与分类

湛颖, 高妍, 谢凌云\*

(中国传媒大学 媒介音视频教育部重点实验室, 北京 100024)

**摘 要:** 图像艺术美感自动分类是近年的热门研究领域, 国画作为中国传统艺术文化的重要体现, 其美感也极具研究价值。在 5 类美感标注的国画数据库基础上, 进行了国画艺术美感自动分类研究和相关特征分析。经过特征提取和筛选, 得到适用于美感分类的 33 个图像特征, 并基于特征重要性建立了物理特征与艺术美感、美术技法之间的映射关系。同时使用该特征集在多种分类器上进行艺术美感自动识别, 验证了国画艺术美感自动分类的可行性。结果表明, 国画艺术美感分类的主要相关美术元素按重要性排序为: 颜色、笔触、亮度和线条。

**关 键 词:** 美感分类; 美感特征; 国画; 特征选择; 图像分类  
**中图分类号:** TP391.41  
**文献标识码:** A      **文章编号:** 1001-5965(2019)12-2514-09

图像美感自动分析与识别是近年兴起的研究热点之一。较早的图像模式识别研究集中在目标识别任务(如人脸识别)等层面, 这些研究关注物体的底层视觉特征, 通过边界、形状等美术元素的统计关系构建客观世界与机器学习的桥梁。随着目标识别应用的普及, 业界对图像分类的需求不再满足于基本的目标识别, 而是转向情感、审美等方面。尤其随着人工智能研究的发展, 如何利用计算机分析和学习人类主观审美感知, 以之作为人工智能的重要辅助功能, 也吸引了众多研究人员的关注。

本文的主要贡献如下: ①以中国国画的美感评价与分类为研究对象, 建立了一个用于国画视觉美感分析的数据库, 包含超过 500 张各种风格的国画图片, 所有画作包含 5 种美感风格和总体美感强度的量化标注; ②基于该数据库, 筛选了适合国画美感评价的若干特征, 经过对多种主流分类算法的综合评析, 初步搭建了国画美感评价与分类框架; ③分析了客观特征与美感相关的美术

元素之间的映射关系, 尝试给出影响国画美感自动分类效果的美学因素解释。

## 1 相关工作

西方实验美学领域率先对美感展开了一系列定量研究。Joshi 和 Datta 建立了一个美感-情感图像数据库, 对图像进行了 10 个因子 8 个强度等级的美感标注<sup>[1]</sup>; Murray 等建立了一个大型美感数据库, 对 255 000 张图片进行了美感的语义和强度标注, 它的特点是每张图所标注的因子都不同<sup>[2]</sup>; Luo 等对上万张图片做了二元美感标注(binary aesthetic labels), 并按场景将它们分为 7 类<sup>[3]</sup>; Li 和 Chen 设计了一系列全局、局部特征, 进行美术作品图像美感的二元分类<sup>[4]</sup>。近两年也有更多基于艺术内容(如油画)的数据库出现, 如 WikiArt Emotions<sup>[5]</sup> 和 The Rijksmuseum Challenge<sup>[6]</sup>等。

基于以上美感数据库, 也出现了许多对于图

收稿日期: 2019-07-09; 录用日期: 2019-08-19; 网络出版时间: 2019-08-27 10:34  
网络出版地址: kns.cnki.net/kcms/detail/11.2625.V.20190827.0924.002.html  
基金项目: 中央高校基本科研业务费专项资金(18CUCTJ086)  
\* 通信作者: E-mail: xiely@cuc.edu.cn

**引用格式:** 湛颖, 高妍, 谢凌云. 中国国画艺术美感特征分析与分类[J]. 北京航空航天大学学报, 2019, 45(12): 2514-2522.  
ZHAN Y, GAO Y, XIE L Y. Aesthetic feature analysis and classification of Chinese traditional painting[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2019, 45(12): 2514-2522 (in Chinese).

像质量和美感的分类研究。Ke 等基于边界空间分布、颜色分布、色调计算和模糊度等高层特征,并加上底层视觉特征,提出了采用朴素贝叶斯分类器 (naive Bayes classifier) 的摄影美感评价方法<sup>[7]</sup>;Luo 和 Tang 提出了基于视觉主要区域 (subject region) 评价摄影和视频美感的方法<sup>[8]</sup>;Wu 等采用概率后处理 (probabilistic post processing) 方法,进行了基于支持向量机 (SVM) 的审美多元标签评价<sup>[9]</sup>。

以上相关研究均在西方美感研究体系下进行,而在不同文化背景的影响下,审美倾向会出现差异,因此,针对不同文化背景和艺术内容的审美研究有其必要性。为探讨中国传统文化背景下的审美特点,近年,国内学者就中国国画的特点展开了国画图像分类研究。陈俊杰等提取颜色空间和形状特征,对国画的山水、花鸟内容进行了基于支持向量机的二分类研究<sup>[10]</sup>;刘晓巍等采用调色板冗余、Kolmogorov 有序度、香农熵有序度和作品复杂度 4 个参数,对中国国画与西方油画的艺术特点做了量化统计和比较分析<sup>[11]</sup>;王征等基于 HSV (Hue-饱和度、Saturation-饱和度、Value-明度) 颜色直方图、纹理特征、边缘尺寸直方图和 Gabor 小波特征,用稀疏分组套索方法对 6 位画家国画作品进行模式分类<sup>[12]</sup>;盛家川和李玉芝提取小波纹理特征,对 5 位画家的国画作品进行了分类<sup>[13]</sup>;高峰等构建了包含 1 718 幅古代、现代、当代国画大家作品的数据集,采用级联分类策略,融合国画的点、线特征,实现对国画艺术家标签的模式分类<sup>[14]</sup>;李玉芝等使用卷积神经网络 (CNN) 提取国画视觉特征,采用改进嵌入式学习算法对 10 位国画艺术家作品进行分类<sup>[15]</sup>;张佳婧等采用人工评估与回归分析,对 60 幅齐白石的绘画建立审美模型<sup>[16]</sup>。

已有的国画分类研究分类标签多为绘画的具体内容 (如山水和花鸟)、绘画技法 (如工笔和水墨) 或作者,欠缺对于国画美感直接评价和分类。本文建立了国画数据库与其美感特征分析方法,并基于特征重要性系数进行了美感自动分类与美术元素对应关联的分析,总体分析框架如图 1 所示。先对图像进行了一定的预处理来均衡国画因保存介质、摄影方式等原因造成的信号失真;然后提取诸多图像特征,采用递归式特征消除来筛选,以获得最有效特征集,并对它们进行相关美术元素的映射标注;用筛选特征进行模式分类,对不同分类模型结果进行比较分析,同时对美感分类与美术元素间关联性进行分析。该方法有望对美感

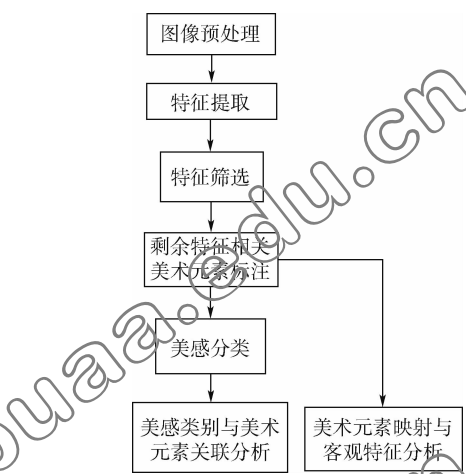


图 1 美感特征分析总体框架

Fig. 1 Framework of aesthetic feature analysis

的数量建模提供参考,对计算机视觉美感计算方面有所帮助。

2 国画美感数据库

数据库的国画数据是通过各种渠道收集的共 511 幅国画图像。其美感类别的定义是从文献 [17-27] 中收集美感形容词汇后,经过筛选、系列范畴法评价<sup>[28]</sup>和因子分析<sup>[29]</sup>,获得适合描述国画美感的 5 个类别:气势美、清幽美、生机美、雅致美和萧瑟美,该数据库已经在 Github 上公开,链接地址为 <https://github.com/leiyu943/Chinese-painting-aesthetic-database-from-CUC-2019-1>,实验过程详见文献 [30]。

美感标注实验共有 20 名被试,11 名为女性,9 名为男性。数据库中的每张图画,将先由被试标注美感类别 (在上述 5 个美感类别中选择),然后再对该类别下的美感强度进行评分,按 1~9 的整数等级评定打分。

依照 20 名被试所选人数最多的一类美感作为一幅画作的主要美感。美感分类结果如表 1 所示,5 类美感的实例见图 2。

表 1 图画美感分类数量

Table 1 Number of paintings in each aesthetic classification

美感	山水画	花鸟画	总数目
气势美	110	1	111
清幽美	44	9	53
生机美	54	133	187
雅致美	11	92	103
萧瑟美	30	13	43
无法分类	6	8	14
总数目	255	256	511



图2 不同美感的绘画内容案例

Fig. 2 Painting content examples of different aesthetics

3 特征提取和筛选

画家的个性化表达和绘画的艺术风格是 2 个影响绘画审美的重要因素。参考以往西方图像分类,与国画研究中画家标签、风格标签的相关分类研究,底层视觉特征(如色彩)、高级视觉特征(如视觉注意)都影响到绘画的美感感知,因此在特征选取上采取底层特征和高层特征相结合的方式。

对于已有特征,出于运算量和便于分析考虑,需要对特征进行筛选,从而用较少维度的特征有效表征图像美感,故对所提图像特征进行了筛选和降维。在特征筛选基础上,进一步进行美术元素和跨文化艺术特征分析。最后进行了中西方美术元素对比分析。

3.1 数据预处理

国画图像的收集渠道不一,在颜色、亮度和尺寸参数上有较大差异性,通过观察和统计库中图像,对这些图像进行以下调整:

1) 黄色校正。颜色偏黄由纸张老化和摄影、扫描时打光不同导致,具体表现为黄色或红色饱和度过高。如图像色相均值落于 0.06 ~ 0.16 之间,则对黄色进行校正,将 H 通道的所有像素点值加 0.02。

2) 亮度调整。亮度偏亮由摄影或扫描的光条件和纸张本身光吸收不同导致。数据库中所有

图像亮度均值为 0.705,以此为基准,将过亮、过暗图像向此靠拢。亮度均值大于 0.85 的图片 V 通道所有像素点值减 0.02,小于 0.5 的图片 V 通道所有像素点值加 0.02。

3) 尺寸缩放。将所有图像缩放成 227 × 227 × 3 的尺寸。许多图像尺寸过大,影响特征提取效率,因此做缩小处理;本文所提特征多为统计量,因此不太受尺寸影响,故缩放可行。

预处理算法流程如图 3 所示。

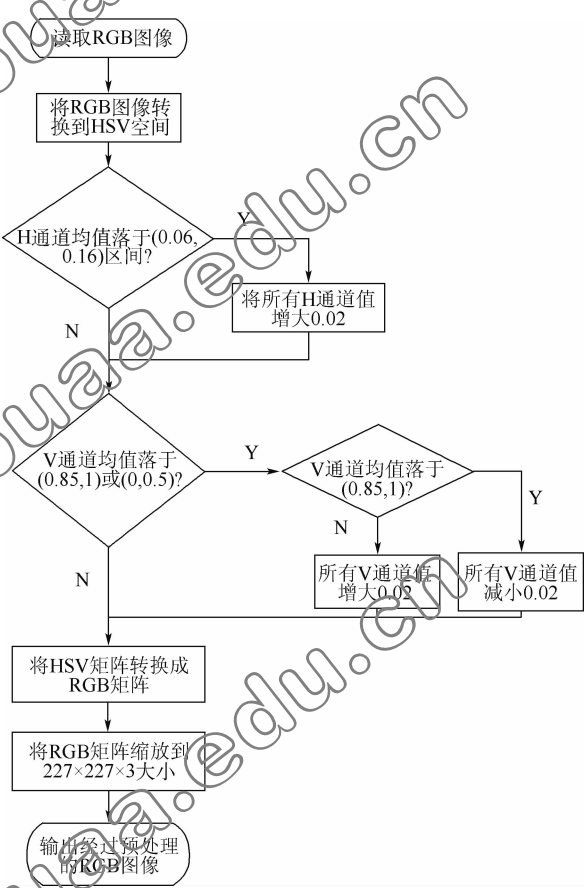


图3 图像预处理流程

Fig. 3 Image pre-processing flowchart

3.2 适用于国画美感的图像特征

从诸多已有研究中,汇合及筛选有效特征,获得对国画美感分类可能有效的初步特征集。

1) 暗通道直方图

暗通道(dark channel)是一种经典图像去雾算法提到的概念<sup>[31]</sup>。统计发现,图像中云雾较大部分暗通道呈灰色,并可以此为基准进行图像去雾。暗通道是亮度特征的另一种表达,与传统亮度特征综合使用可以有效提高分类精度。

提取每幅画的暗通道图样,求 10 bin(柄)的直方图,得到 10 维的特征  $D_1 \sim D_{10}$ 。

2) 边界复杂度及空间分布

边缘是图像不同属性区域的交接处,是区域

属性发生突变的地方,包含着丰富的信息。边缘图像是对原始图像的边缘像素进行判定后,得到的二值图像,是一个二维布尔矩阵。定义边缘像素点占所有像素点的比例为边界复杂度  $E$ 。

将 RGB 原图画转化为灰度图像,使用 Canny 算子<sup>[32]</sup>检测图像边缘。按图 4 区域划分提取边界复杂度  $E_1 \sim E_5$  (分区方案出自文献[33])。同时按区域求比值,计算边界的空间分布为

$$\begin{cases} E_6 = (E_1 + E_3)/(E_2 + E_4) \\ E_7 = (E_1 + E_2)/(E_3 + E_4) \\ E_8 = E_1/E_4 \\ E_9 = E_2/E_3 \end{cases} \quad (1)$$

如此构造边界复杂度的对称性特征。加上图像全部区域的边界复杂度  $E_{10}$ ,构成 10 维边界特征向量。

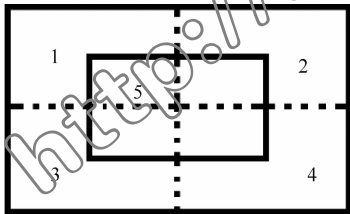


图 4 边界区域划分  
Fig.4 Partition of edges

### 3) HSV 颜色直方图

颜色直方图是广泛使用的颜色特征<sup>[8]</sup>。该方法将 RGB 图像转换到 HSV 空间,将 H 通道和 V 通道的值分别均匀量化成 16 个和 8 个,进行相应的直方图统计,获得色相和亮度的直方图统计特征  $H_1 \sim H_{16}$  与  $V_1 \sim V_8$ ,共 24 维。

### 4) 颜色简明度

颜色简明度特征由文献[7]提出。将 H 通道 16 维直方图最大值的 0.01 倍作为阈值,大于此阈值的 bin 的个数作为颜色简明度特征  $H_c$ 。

### 5) RGB 颜色直方图与亮度直方图

将图像 RGB 3 个通道的值分别均匀量化成 10 个,计算直方图  $R_1 \sim R_{10}$ ,  $G_1 \sim G_{10}$  和  $B_1 \sim B_{10}$ ,共 30 维;将灰度图像的值均匀量化成 16 个,计算直方图  $Gr_1 \sim Gr_{16}$ ,共 16 维。

### 6) 直线段个数

对边缘图像使用霍夫变换 (Hough transform) 进行直线段检测<sup>[10]</sup>,计算直线段的个数作为特征量  $L$ 。

### 7) 邻域差异描述子

邻域差异描述子 (neighborhood difference descriptor) 计算边界点周边的像素与边界点本身的相似性,以此来描述国画笔法的锋利程度和边界

点周围的渐变,类似于图像处理中的锐度。文献[14]用它描述工笔画和写意在绘画技法上的差别,共 25 维,记为  $N_1 \sim N_{25}$ 。

### 8) 显著性图样

显著性图样 (saliency map) 是由 Koch 和 Ullman 提出的视觉注意力模型<sup>[34]</sup>。显著性图样表示图像的视觉注意情况。求一幅画的显著性图样,然后求均值,记为  $S$ 。该特征表征图中的显著性分布与强度, $S$  的大小反应显著性强弱。

### 9) 模糊度

图像模糊度 (blur) 是 Ke 等提出的度量图像模糊程度的方法<sup>[7]</sup>,它基于高斯模糊假设对图像的模糊程度进行建模,从而计算出图像模糊的程度。图像模糊度值记为  $B$ 。

### 10) 对比度

图像对比度特征的计算方法见文献[7]。分别计算 RGB 3 个通道的 256 bin 直方图  $H_r$ 、 $H_g$  和  $H_b$ ,将它们相加得到

$$H_a = H_r + H_g + H_b \quad (2)$$

计算  $H_a$  包含中间 98% 能量的横轴宽度,如图 5 所示<sup>[6]</sup>。图中横轴为对比度的分布区间,纵轴为其概率分布  $p(x)$ 。此宽度值记为对比度  $C$ 。

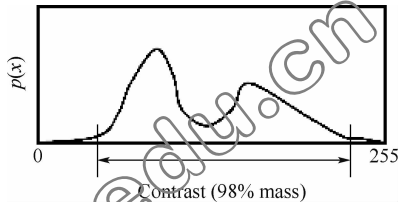


图 5 对比度区间<sup>[6]</sup>

Fig.5 Interval of contrast<sup>[6]</sup>

## 3.3 特征筛选与分析

3.2 节中提到特征共 120 维,对于美感分类,其中或有冗余。为提高算法运行效率,及更进一步抽象出国画艺术美感所依赖的高级物理特征,需要进行特征筛选。

### 3.3.1 特征筛选

递归式特征消除 (recursive feature elimination) 是一种代表性的特征选择方法,它对分类器进行初始特征集的训练<sup>[35]</sup>,并通过相关性等属性来计算特征的重要性。它将依次从每次循环中剔除最不重要的一个或几个特征,然后将这个过程在特征集上递归重复,直到获得能保证较高识别率的最佳特征数。

采用该方法,使用 SVM 作为基础分类器,从 3.2 节提取的 120 个特征中筛选得到 33 个适用于国画美感评价的特征。筛选过程见图 6,其横

轴为选用的特征数,纵轴为分类准确率,可见特征数为 33 时是分类准确率的峰值位置。将筛选出的 33 个特征与美术元素对应,列于表 2 中。

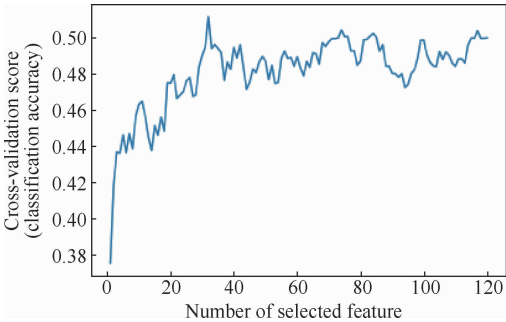


图 6 特征筛选过程

Fig. 6 Process of feature filtering

表 2 有效特征及原理

Table 2 Effective features and theories

特征	具体维度	美术或图像原理
色相直方图	$H_4, H_9, H_{14}$	颜色
颜色简明度	$H_s$	颜色
红色直方图	$R_7, R_{10}$	颜色
绿色直方图	$G_6$	颜色
蓝色直方图	$B_{10}$	颜色
灰度直方图	$Gr_1, Gr_4, Gr_5, Gr_{12}, Gr_{16}$	亮度、颜色
对比度	$C$	亮度和颜色
亮度直方图	$V_2, V_3, V_5$	亮度
暗通道	$D_2$	亮度
图像模糊度	$B$	模糊度、笔触
邻域相似性	$N_3, N_4, N_7, N_{10}, N_{11}, N_{12}, N_{16}, N_{17}, N_{18}, N_{24}$	笔触
直线段个数	$L$	线条、笔触
边界复杂度	$E_7, E_{10}$	线条、构图
显著性图样	$S$	视觉注意、亮度

3.3.2 特征与美感关联分析

根据表 2,所筛选出的特征相关的美术元素主要为线条、笔触、颜色、亮度和视觉注意等。以下对表 2 中的特征要素与美感的关系进行简要的定性分析:

- 1) 颜色方面,RGB 直方图有效特征集中在值较高的位置,对应较鲜艳的颜色( $R_7, R_{10}, G_6, B_{10}$ );色相直方图显示,橙色( $H_4$ )、黄-绿之间( $H_9$ )、蓝-紫之间( $H_{14}$ )颜色的分类效果显著;颜色简明度( $H_s$ )和对比度( $C$ )表明颜色丰富的程度影响国画美感感知。
- 2) 亮度是重要的美术元素。尽管亮度特征可以直接提取,但特征筛选的结果表明间接特征(灰度、暗通道)与亮度结合可以有效提高分类精度。
- 3) 线条( $L$ )与笔触( $N$ )的相关特征对视觉感知有直接影响。直线条使得绘画棱角锋利,工笔

勾勒与水墨氤氲也导致国画观感有巨大不同。

4) 空间分布( $E_9$ )与视觉注意( $S$ )与构图直接相关,因此构图也会影响国画的美感感知。

表 2 中的分析基于 5 类特征筛选进行。所得结果较为综合、简略,如能对每类美感有关特征进行逐一分析,则能获得更精确详细的结果。为了获得每类美感各自的分类重要特征,采取递归式特征消除方法,对每个美感完成“是否属于该美感”的分类任务,从而筛选出对每类美感适用的特征,见表 3。

此处的筛选结果与表 2 有较大差异。对比各美感剩余特征发现:①对于区分是否为生机、雅致二类美感,所需的特征相对多且复杂,涉及颜色、亮度、笔触和线条等多个图像原理;②对于区分画作是否处于清幽美,红色直方图特征影响很大;③对于区分萧瑟美,画作的笔触因素微乎其微;④对于区分气势美,线条、笔触因素相对更重要。

表 3 各美感有效特征及原理

Table 3 Effective features and theories for each item of aesthetics

特征	气势美	清幽美	生机美	雅致美	萧瑟美
色相直方图	✓		✓	✓	✓
颜色简明度			✓	✓	
红色直方图		✓	✓	✓	
绿色直方图	✓		✓	✓	
蓝色直方图				✓	✓
灰度直方图			✓	✓	✓
对比度			✓		✓
亮度直方图			✓	✓	
暗通道			✓	✓	✓
图像模糊度				✓	
邻域相似性	✓		✓	✓	✓
直线段个数	✓		✓	✓	
边界复杂度			✓	✓	
显著性图样				✓	

4 国画艺术美感分类

4.1 分类器选择与模型检验方法

基于第 2 节国画美感数据库,使用 Extra-Trees、SVM、线性判别分析、随机森林、KNN、朴素贝叶斯、逻辑回归和多元感知机(MLP)8 种具有代表性的分类模型,就本文提出的国画美感特征集进行分类和评析。

采用  $k$  折交叉检验( $k$ -fold cross validation)<sup>[36]</sup>作为分类器性能的评价方式。交叉检验将数据平分为  $k$  等份,依次将每等份作为测试集,剩余部分作为训练集进行参数训练,最后对每一



等份评测结果求平均来评估分类模型的效果。

将查全率 (recall) 和查准率 (precision)<sup>[36]</sup> 作为分类的正确率指标。假设一次分类任务中的真正例数为 TP,假正例数为 FP,真反例数为 TN,对查全率  $R$  和查准率  $P$  有

$$\begin{cases} R = \frac{TP}{TP + TN} \\ P = \frac{TP}{TP + FP} \end{cases} \quad (3)$$

4.2 分类结果

使用不同分类器就本文提出的国画美感特征进行分类,采用 10 折交叉验证,各算法对于 5 类美感的查全率和查准率结果见表 4。

表 4 不同分类器下的美感自动分类结果

美感	Extra-Trees		SVM		线性判别分析		随机森林		KNN		朴素贝叶斯		逻辑回归		多元感知机	
	$P$	$R$	$P$	$R$	$P$	$R$	$P$	$R$	$P$	$R$	$P$	$R$	$P$	$R$	$P$	$R$
气势美	0.57	0.63	0.54	0.66	0.57	0.64	0.49	0.61	0.47	0.60	0.34	0.53	0.56	0.65	0.54	0.62
生机美	0.53	0.64	0.58	0.64	0.57	0.67	0.50	0.66	0.55	0.66	0.58	0.18	0.57	0.71	0.57	0.64
雅致美	0.52	0.41	0.51	0.44	0.55	0.48	0.48	0.38	0.51	0.44	0.46	0.44	0.49	0.45	0.44	0.45
萧瑟美	0.20	0.04	0.43	0.23	0.41	0.14	0.20	0.07	0	0	0.18	0.47	0.42	0.14	0.39	0.14
清幽美	0.49	0.21	0.34	0.21	0.34	0.25	0.51	0.21	0.38	0.29	0.16	0.09	0.34	0.16	0.36	0.27
平均	0.46	0.41	0.48	0.44	0.49	0.44	0.44	0.39	0.38	0.40	0.34	0.34	0.48	0.42	0.46	0.42

4.3 分类偏误

以下以 SVM 分类器为例,对各类美感的分类偏误分别进行分析。各美感的误识案例见表 5,

表 4 分类结果中,各类主流分类器在美感分类任务中的表现相近,其中 Extra-Trees、SVM、线性判别分析、逻辑回归和多元感知机相对来说效果较好。

平均来看,大多数算法的查准率都略高于查全率。样本数量较多的气势、雅致和生机 3 类美感总能保持相对较高的预测精度;一旦出现在数量较少的萧瑟和清幽 2 类美感,查准率几乎都显著高于查全率,且这 2 类美感的预测精度都大幅降低。其中,随机森林、KNN、朴素贝叶斯和多元感知机在数量最少的萧瑟美的识别上,出现了极低的准确率,可见类别数量不均对于分类效果有较大影响。

表中每个横栏为误识画作原本所属美感,纵栏为画作被误识的美感。观察发现:①在主观评价中,被试间判断较分散的画作更容易被误识;

表 5 美感分类偏误分析

Table 5 Error analysis of aesthetics classification		误识美感类别				
原美感类别		气势美	生机美	雅致美	萧瑟美	清幽美
气势美						
生机美						
雅致美						
萧瑟美						
清幽美						

②被误识为气势的画作,艺术更有张力;③被误识为清幽美的画作,画面稍显空旷;④被误识为萧瑟美的画作倾向于呈现更有颗粒感的纹理;⑤被误识为雅致美的画作水墨技法占多数。

依照 Extra-Trees 分类器<sup>[37]</sup> 给出特征重要系数(feature importance)。将它们由高至低排列,见表 6。结果显示,颜色简明度、边界复杂度和直线段个数是对美感分类影响最显著的 3 个因素。相对来说,颜色、线条和亮度的有关特征排名更靠前。

按表 2 有效特征分类,将表 6 中同类美术元素特征的重要性系数相加,可得到各类美术元素对美感分类的影响,见图 7。结果显示,对国画美感分类影响最大的美术元素是颜色;其次,笔触、

表 6 国画美感特征重要性系数

特征	重要性系数
颜色简明度	0.175 6
边界复杂度 10	0.094 5
直线段个数	0.089 6
亮度直方图 5	0.054 8
红色直方图 10	0.047 3
红色直方图 7	0.040 2
亮度直方图 3	0.035 7
灰度直方图 12	0.026 4
绿色直方图 6	0.025 9
邻域相似性 18	0.024 4
灰度直方图 5	0.023 1
邻域相似性 24	0.021 3
亮度直方图 2	0.020 7
邻域相似性 3	0.020 5
邻域相似性 11	0.020 0
邻域相似性 7	0.020 0
边界复杂度 9	0.019 5
暗通道 2	0.019 4
邻域相似性 12	0.019 1
灰度直方图 1	0.019 1
灰度直方图 16	0.018 6
图像模糊度	0.017 4
显著性区域均值	0.016 9
灰度直方图 4	0.016 4
颜色直方图 4	0.015 9
邻域相似性 4	0.015 4
蓝色直方图 10	0.015 0
对比度	0.014 8
邻域相似性 17	0.014 0
邻域相似性 16	0.012 9
邻域相似性 10	0.010 2
颜色直方图 14	0.009 2
颜色直方图 9	0.006 4

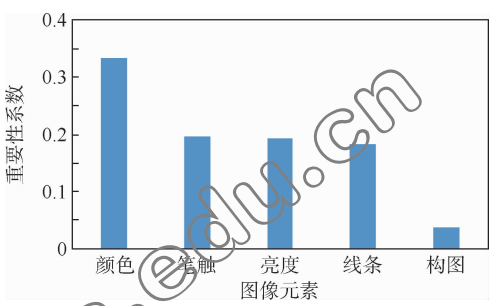


图 7 国画美感分类的美术元素重要性  
Fig.7 Importance of artistic element in aesthetic classification of Chinese traditional painting

亮度和线条的影响几乎相同;构图对国画美感分类几乎没有影响。

5 结 论

为对传统国画的审美进行量化分析和自动分类,本文进行如下工作:

- 1) 建立了一个对国画的艺术美感进行类别与强度标注的图像数据库。
- 2) 基于该数据库,进一步提出一系列适用于国画美感自动分类的图像特征,对特征集与美感之间关联做了定性分析。
- 3) 进行特征筛选后的国画美感自动分类,结果显示,对国画美感进行量化分析与自动分类具有一定可行性。
- 4) 进行了国画的分类误识分析与重要特征分析,通过对特征进行美学标注来建立客观特征与主观美感之间的量化联系。

当然对于国画美感的发掘远不止于此,由于美感本身的模糊性和多义性,基于国画图像的多标签分类也有较高的实用价值,这也是下一步的研究方向。此外,美感数据库还需要进一步地扩充,以解决类别不平衡问题。

参考文献 (References)

[ 1 ] JOSHI D, DATTA R. Aesthetics and emotions in images[ J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2011, 28(5) : 94-115.

[ 2 ] PERRONNIN F, MARCHESOTTI L, MURRAY N. AVA: A large-scale database for aesthetic visual analysis[ C] //Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2012: 2408-2415.

[ 3 ] LUO W, WANG X, TANG X. Content-based photo quality assessment[ C] //IEEE International Conference on Computer Vision. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2012: 2206-2213.

[ 4 ] LI C, CHEN T. Aesthetic visual quality assessment of paintings[ J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2009, 3(2) : 236-252.

[ 5 ] MOHAMMAD S M, TURNEY P D. WikiArt emotions: An anno-

- tated dataset of emotions evoked by art[C]//Proceedings of the 11th Edition of the Language Resources and Evaluation Conference, 2018.
- [6] MENSINK T, VAN GEMERT J C. The Rijksmuseum challenge: Museum-centered visual recognition[C]//Proceedings of International Conference on Multimedia Retrieval. New York: ACM, 2014:451-454.
- [7] KE Y, TANG X, JING F, et al. The design of high-level features for photo quality assessment[C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2006:419-426.
- [8] LUO Y, TANG X. Photo and video quality evaluation: Focusing on the subject[C]//Proceedings of European Conference on Computer Vision. Berlin: Springer, 2008:386-399.
- [9] WU Y, BAUCKHAGE C, THURAU C, et al. The good, the bad and the ugly: Predicting aesthetic image labels[C]//Proceedings of International Conference on Pattern Recognition. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2010:1586-1589.
- [10] 陈俊杰, 杜雅娟, 李海芳. 中国画的特征提取及分类[J]. 计算机工程与应用, 2008, 44(13): 166-169.
- CHEN J J, DU Y J, LI H F. Feature extraction and classification of Chinese painting[J]. Computer Engineering and Applications, 2008, 44(13): 166-169 (in Chinese).
- [11] 刘晓巍, 普国媛, 黄亚群, 等. 绘画视觉艺术风格的量化统计与分析[J]. 计算机科学与探索, 2013, 7(10): 962-972.
- LIU X W, PU Y Y, HUANG Y Q, et al. Quantitative statistics and analysis for painting visual art style[J]. Journal of Frontiers of Computer Science and Technology, 2013, 7(10): 962-972 (in Chinese).
- [12] 王征, 孙美君, 韩亚洪, 等. 监督式异构稀疏特征选择的国画分类和预测[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2013, 25(12): 1848-1855.
- WANG Z, SUN M J, HAN Y H, et al. Supervised heterogeneous sparse feature selection for Chinese paintings classification[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2013, 25(12): 1848-1855 (in Chinese).
- [13] 盛家川, 李玉芝. 国画的艺术目标分割及深度学习与分类[J]. 中国图象图形学报, 2018, 23(8): 1193-1206.
- SHENG J C, LI Y Z. Learning artistic objects for improved classification of Chinese paintings[J]. Journal of Image and Graphics, 2018, 23(8): 1193-1206 (in Chinese).
- [14] 高峰, 聂婕, 黄磊, 等. 基于表现手法的国画分类方法研究[J]. 计算机学报, 2017, 40(12): 2871-2882.
- GAO F, NIE J, HUANG L, et al. Traditional Chinese painting classification based on painting technique[J]. Chinese Journal of Computers, 2017, 40(12): 2871-2882 (in Chinese).
- [15] 李玉芝, 盛家川, 华斌. 中国画分类的改进嵌入式学习算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2018, 30(5): 893-900.
- LI Y Z, SHENG J C, HUA B. Improved embedded learning for classification of Chinese paintings[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2018, 30(5): 893-900 (in Chinese).
- [16] 张佳婧, 彭钊, 王健, 等. 水墨画计算审美评估[J]. 软件学报, 2016, 27(增刊2): 220-233.
- ZHANG J J, PENG R, WANG J, et al. Computational aesthetic evaluation of Chinese wash paintings[J]. Journal of Software, 2016, 27(Suppl. 2): 220-233 (in Chinese).
- [17] 陈丽君. 美感与积极情绪的关系及对变化觉察的影响[D]. 重庆: 西南大学, 2010.
- CHEN L J. The relationship between aesthetic experience and positive emotion and the impact on change detection[D]. Chongqing: Southwest University, 2010 (in Chinese).
- [18] ISRAELI N. Affective reactions to painting reproductions: A study in the psychology of esthetics[J]. Journal of Applied Psychology, 1928, 12(1): 125-139.
- [19] HAGTVEDT H, HAGTVEDT R, PATRICK V M. The perception and evaluation of visual art[J]. Empirical Studies of the Arts, 2008, 26(2): 197-218.
- [20] STAMATOPOULOU D. Integrating the philosophy and psychology of aesthetic experience: Development of the aesthetic experience scale[J]. Psychological Reports, 2004, 95(2): 673-695.
- [21] SILVIA P J, FAYN K, NUSBAUM E C, et al. Openness to experience and awe in response to nature and music: Personality and profound aesthetic experiences[J]. Psychology of Aesthetics Creativity & the Arts, 2015, 9(4): 376-384.
- [22] MARKOVIC S. Aesthetic experience and the emotional content of paintings[J]. Psihologija, 2010, 43(1): 47-64.
- [23] ROWOLD J. Instrument development for esthetic perception assessment[J]. Journal of Media Psychology Theories Methods & Applications, 2008, 20(1): 35-40.
- [24] HAGER M, HAGEMANN D, DANNER D, et al. Assessing aesthetic appreciation of visual artworks—The construction of the art reception survey (ARS)[J]. Psychology of Aesthetics Creativity & the Arts, 2012, 9(4): 320-333.
- [25] KARINA V. Die emotionale Wirkung moderner Kunst[D]. Deutschland: Universität Wien, 2010.
- [26] 丁月华. 概念隐喻理解中的美感体验对科学概念理解的作用研究[D]. 重庆: 西南大学, 2008.
- DING Y H. A research on the role of aesthetic experience of concept metaphor understanding to the scientific concept understanding[D]. Chongqing: Southwest University, 2008 (in Chinese).
- [27] HEVNER K. Experimental studies of the elements of expression in music[J]. American Journal of Psychology, 1936, 48(2): 246-268.
- [28] 孟子厚. 音质主观评价的实验心理学方法[M]. 北京: 国防工业出版社, 2008: 84-89.
- MENG Z H. Experimental psychological method of subjective evaluation of sound quality[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2008: 84-89 (in Chinese).
- [29] CATTELL R B. The scientific use of factor analysis in behavioral and life sciences[M]. Berlin: Springer, 1978.
- [30] 湛颖, 高妍, 谢凌云. 中国国画情感-美感数据库[J/OL]. 中国图象图形学报(2019-06-19)[2019-07-03]. [http://www.cjig.cn/jig/ch/reader/view\\_abstract.aspx?flag=2&file\\_no=201903210000001&journal\\_id=jig](http://www.cjig.cn/jig/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=2&file_no=201903210000001&journal_id=jig).
- ZHAN Y, GAO Y, XIE L Y. A database for emotion and aesthetic analysis on Chinese traditional paintings[J/OL]. Journal of Image and Graphics (2019-06-19)[2019-07-03]. [http://www.cjig.cn/jig/ch/reader/view\\_abstract.aspx?flag=2&file\\_](http://www.cjig.cn/jig/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=2&file_)



no = 201903210000001&journal\_id = jzg(in Chinese).

[31]

HE K,SUN J,TANG X,et al. Single image haze removal using dark channel prior[ C ] // Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway,NJ:IEEE Press,2009:1956-1963.

[32]

CANNY J F. A computational approach to edge detection[ J ]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,1986,8(6):679-698.

[33]

DONG Z,TIAN X. Multi-level photo quality assessment with multi-view features [ J ]. Neurocomputing, 2015, 168 ( 30 ): 308-319.

[34]

KOCH C,ULLMAN S. Shifts in selective visual attention: Towards the underlying neural circuitry[ J ]. Human Neurobiology,1987,4(2):115-141.

[35]

GUYON I,WESTON J,BARNHILL S,et al. Gene selection for cancer classification using support vector machines[ J ]. Machine Learning,2002,46(1):389-422.

[36]

周志华. 机器学习[ M ]. 北京:清华大学出版社,2016:26-30.

[37]

ZHOU Z H. Machine learning[ M ]. Beijing:Tsinghua University Press,2016:26-30(in Chinese).

[37]

GEURTS P,ERNST D,WEHENKEL L,et al. Extremely randomized trees[ J ]. Machine Learning,2006,63(1):3-42.

作者简介:

湛颖 女,硕士研究生。主要研究方向:图像处理、视听交互。

高妍 女,博士研究生。主要研究方向:心理声学、视听交互。

谢凌云 男,博士,副研究员,硕士生导师。主要研究方向:感知计算、视听交互。

# Aesthetic feature analysis and classification of Chinese traditional painting

ZHAN Ying, GAO Yan, XIE Lingyun\*

(Key Laboratory of Media Audio & Video of Ministry of Education, Communication University of China, Beijing 100024, China)

**Abstract:** Automatic classification of aesthetics in images has been a popular research field in these years. Chinese traditional painting is a pivotal embodiment of Chinese traditional arts, so its aesthetics shows a great potential for researching. In this paper, the automatic classification study and relevant feature analysis of aesthetics were conducted in a Chinese painting database annotated with 5 classes of aesthetics. First, based on subjective annotation, by employing feature extraction and selection, 33 optimal image features were filtered out for aesthetic classification. Then, a mapping analysis was conducted on the relationship among objective features, subjective aesthetics and image artistic elements. Finally, an automatic recognition using a variety of mainstream classifiers was implemented on the optimal feature set, and an acceptable performance was obtained, which proves the feasibility and effectiveness of automatic classification of Chinese painting aesthetics. The results show that the main artistic elements (in order) of aesthetic classification for Chinese traditional painting are: color, brushwork, brightness and lines.

**Keywords:** aesthetic classification; aesthetic feature; Chinese traditional painting; feature selection; image classification