



计算机科学

COMPUTER SCIENCE

基于多特征融合的油画艺术风格分类

谢秦秦, 何朗, 徐汝利

引用本文

谢秦秦, 何朗, 徐汝利. 基于多特征融合的油画艺术风格分类[J]. 计算机科学, 2023, 50(3): 223-230.

XIE Qinqin, HE Lang, XU Ruli. Classification of Oil Painting Art Style Based on Multi-feature Fusion[J].

Computer Science, 2023, 50(3): 223-230.

相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

[基于特征融合的边缘引导乳腺超声图像分割方法](#)

Segmentation Method of Edge-guided Breast Ultrasound Images Based on Feature Fusion

计算机科学, 2023, 50(3): 199-207. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.211200294>

[基于特征融合的小样本目标检测](#)

Few-shot Object Detection Based on Feature Fusion

计算机科学, 2023, 50(2): 209-213. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220500153>

[一种基于多模态深度特征融合的视觉问答模型](#)

Visual Question Answering Model Based on Multi-modal Deep Feature Fusion

计算机科学, 2023, 50(2): 123-129. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.211200303>

[基于知识图谱与协同过滤混合策略的在线编程评测系统题目推荐模型](#)

Hybrid Programming Task Recommendation Model Based on Knowledge Graph and Collaborative Filtering for Online Judge

计算机科学, 2023, 50(2): 106-114. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.211200105>

[残差注意力与多特征融合的图片去模糊](#)

Image Deblurring Based on Residual Attention and Multi-feature Fusion

计算机科学, 2023, 50(1): 147-155. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.211100161>

基于多特征融合的油画艺术风格分类

谢秦秦 何朗 徐汝利

武汉理工大学理学院 武汉 430070

(1147453577@qq.com)

摘要 针对现有油画艺术风格分类算法忽略画面主体区域与整体效果对其艺术风格影响的问题,提出了一种基于多特征融合的油画分类算法(Multi-Feature Fusion Classifier, MFFC)。首先,基于油画艺术元素间常见的排列形式,设计重叠式图像分块法,提取油画空间特征,弥补现有算法中的构图风格缺失,同时区分主体区域与背景区域;其次,将空间特征与底层特征串联融合,增加画面元素的位置信息;最后,设计空间票选法,优先将主体区域的分类结果作为算法结果输出,进一步突出油画主体区域在分类中的作用,实现油画艺术风格的自动分类。在 FS-Classifer 模型创建的数据集上对所提算法进行测试,其准确率、精确率、召回率、F1-score 和 AUC 分别为 96.92%, 63.69%, 98.75%, 98.57% 和 0.917, 相比 FS-Classifer 分别提升了 6.72%, 5.85%, 9.05%, 7.1% 和 0.128; 在公共数据集 WIKIART 上进行测试,并与其他 6 种算法进行比较,准确率至少提升了 13.27%。实验结果表明,该算法有效提高了空间特征对油画艺术风格分类任务的表现性能,具有良好的实用价值。

关键词: 油画艺术风格; 图像分类; 空间特征; 特征融合; 空间票选法

中图法分类号 TP319

Classification of Oil Painting Art Style Based on Multi-feature Fusion

XIE Qinqin, HE Lang and XU Ruli

School of Science, Wuhan University of Technology, Wuhan 430070, China

Abstract The existing oil painting art style classification algorithms ignore the influence of the main area and the overall effect on the art style. Aiming at this problem, this paper proposes a new oil painting classification algorithm based on multi-feature fusion classifier(MFFC). Firstly, based on the common arrangement form of oil painting art elements, this paper designs the overlapping image block method. This method extracts spatial features of oil paintings to make up for the lack of composition style in existing algorithms. And it also can be used to distinguish the subject area from the background area. Secondly, the spatial features and the underlying features are combined in series to increase the location information of the elements in the picture. Finally, the spatial voting method is designed to give priority to the classification result of the main area as the output result of the algorithm. This is to highlight the role of oil painting subject area in the classification and realize the automatic classification of oil painting art style. Tested on the data set created by the FS-classifier model, its accuracy, precision, recall, F1-score and AUC reaches 96.92%, 63.69%, 98.75%, 98.57% and 0.917, respectively. Compared with FS-classifier, the result increases by 6.72%, 5.85%, 9.05%, 7.1% and 0.128, respectively. When tested on WIKIART and compared with other six algorithms, the accuracy improves by 13.27%, at least. The results show that the proposed algorithm can effectively improve the performance of spatial features for oil painting art style classification task, and has good practical value.

Keywords Art style of oil painting, Image classification, Spatial feature, Feature fusion, Spatial voting

1 引言

艺术风格是油画作品艺术特点的综合表现,是一种艺术语言,它包含了画面的内容与形式。常见的油画艺术风格种类包括:印象派、抽象派、超现实主义以及古典主义等。对油画艺术风格分类不仅能够为艺术欣赏提供辅助信息,同时也能够为今后的油画创作提供思路。油画分类大多凭借专业

人士的主观经验完成,工作量庞大同时容易忽视细节特征,造成错分。随着智能算法的发展,更多的研究者开始尝试油画艺术风格的自动提取与分类。由于艺术风格的定义具有较强的主观性且缺少具体量化指标,因此精确识别油画作品的艺术风格并对其分类成为了一项难题^[1]。

目前大多数学者是基于单一特征和特征融合进行油画艺术风格研究的。Wang 等^[2]针对现有油画特征提取算法所提

到稿日期:2021-12-09 返修日期:2022-04-18

基金项目:国家自然科学基金(61672391)

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China(61672391).

通信作者:何朗(helang@whut.edu.cn)

取的特征无法准确描述画家艺术风格的问题,提出了一种基于关键区域的油画艺术风格描述法,并将其应用于油画分类。Florea等^[3]针对数字绘画艺术自动识别问题,提出了一种基于颜色特征隔离错误分类图像并逐步纠正错误的油画分类系统。Lamnerti等^[4]提出了一种自动提取个人笔触特征的无监督技术,将其应用于油画的鉴定与分类。Li等^[5]提出了一种基于边缘检测与聚类分割的笔触特征提取方法,用于区分梵高在不同发展时期的绘画作品。以上方法大多采用单一特征的类型,仅仅描述了油画的细节,无法描述油画的整体风格,因此不适用于油画艺术风格的提取研究。Chen等^[6]针对油画分类问题,提出了一种融合宽高比特征、局部二值模式(Local Binary Patter, LBP)和尺度不变特征变换(Scale-Invariant Feature Transform, SIFT)的分类算法。Levy等^[7]提出了加权最近邻遗传算法(Nearest Neighbor-Genetic Algorithm, NN-GA),用于融合油画纹理、分形维数等多维特征并对其分类。Bai等^[8]提出了一种基于多核学习的底层特征和高层语义特征融合方法,并将其用于抽象画分类。Dong等^[9]提出了一种基于谱图小波变换和改进随机森林相结合的多尺度特征提取方法。Du等^[10]提出了一种基于模糊积分技术的多特征融合算法。以上研究笼统融合油画特征,未基于艺术原理分析油画艺术风格。

针对上述研究存在的不足,同时考虑到不同艺术风格油画自身的特点,例如印象派多以画家的瞬间印象作画,笔法粗犷、用色鲜艳,更多地考虑画面整体感官,因而笔触较浅且色彩鲜艳;抽象派通常利用不规则的线条、夸张的颜色对比、抽象符号对观赏者形成强烈的视觉冲击,因而颜色反差较大且笔触变化较少;超现实主义则十分强调主观色彩的运用,只求色彩的表意功能,不再考虑色彩处理的真实性;古典主义更多地追求画面空间的均衡性与完整性、贬低色彩与笔触的表现^[11]。因此,本文选择颜色特征、笔触特征以及空间特征,提出了一种基于多特征融合的油画艺术风格描述法,用于油画图像分类。与现有油画图像分类算法相比,本文工作的贡献主要有以下3个方面:

(1) 现有研究大多忽略构图对油画艺术风格的影响,仅仅利用图像底层特征,从细节上描述油画艺术风格,忽视了油画作为艺术品而言更加重要的整体效果。基于上述问题,本文根据基本绘画原理以及各艺术元素间的常规组织排列形式,设计重叠式分块法,用于提取图像空间特征,弥补现有算法中构图风格的缺失,同时区分画面的主体区域与背景区域。

(2) 在特征融合阶段,为了充分利用不同特征的互补信息,将空间特征与底层特征进行串联融合,增加画面元素的位置信息,使得模型能够从图像的细节与整体感官效果两个角度描绘油画艺术风格。

(3) 现有研究未充分考虑画面主体与背景的主次关系对油画分类的影响,笼统提取画面特征完成分类。由于背景区域的存在更多地是为了衬托主体、烘托氛围,因此对分类作用较小,甚至会干扰分类结果。基于上述问题,本文设计空间票选法,优先选择图像中心区域的分类结果作为算法输出,进一步突出了油画主体区域在油画风格分类中的作用,减少了背景区域中无关信息的干扰。

2 油画特征

2.1 空间特征

构图是一幅油画的基本框架,它不仅处理了形象在空间上的分配,还处理了其他要素的分配。不同风格的油画会选择不同构图方式来建立作品与观赏者之间的关系。完整合理的构图能够促使画师内心思想与情感的内收外放,直接赋予了作品独特的魅力,同时增强了欣赏者对画师情感表达和油画本身的认同感。不同派别的油画为了突出画面主体,有不同的构图侧重点。空间特征指按照指定块数或指定长宽比对图像进行分块。它能够区分画面的主体区域与背景区域,呈现画面结构,描绘其构图方式,因此可用于提取油画艺术风格。常见的空间特征提取法有上中下分块法和九宫格分块法^[12]。

2.2 颜色特征

色彩是油画的灵魂,是最具有情感特征的艺术语言。同时由于不同画家对颜色的偏好不同以及不同派别对颜色的侧重不同,因此本文利用颜色特征来描述油画艺术风格^[13]。颜色直方图(Color Histogram)是提取图像颜色特征的常用方式,评价指标包括均值 μ 、方差 σ^2 、歪斜度 μ_s 、峭度 μ_k 、能量 μ_N ,计算式如下^[2]:

$$\mu = \sum_{i=0}^{72} iP(i) \quad (1)$$

$$\sigma^2 = \sum_{i=0}^{72} (i-\mu)^2 P(i) \quad (2)$$

$$\mu_s = \left(\sum_{i=0}^{72} (i-\mu)^3 P(i) \right) / \sigma^3 \quad (3)$$

$$\mu_k = \left(\sum_{i=0}^{72} (i-\mu)^4 P(i) \right) / \sigma^4 \quad (4)$$

$$\mu_N = \sum_{i=0}^{72} P^2(i) \quad (5)$$

其中, $P(i)$ 为第 i 种颜色在油画中出现的概率。

2.3 笔触特征

笔触是构成油画作品的基本元素之一。绘制技法、绘画习惯甚至作画时的情绪都会造成作品笔触的差异,这些差异肉眼很难辨别,但它是绘画研究中一种重要的可视化特征^[14]。灰度共生矩阵(Gray Level Co-occurrence Matrix, GLCM)是描述图像笔触特征的常用方法,常用评价指标包括角二阶矩ASM、对比度CON、熵ENT、逆差矩IDM、相关系数COR。设 θ 方向上相隔 d 像元距离的一对像元分别具有灰度层 i 和 j 出现的概率为 $P_d(i, j)$, ($i, j=0, 1, 2, \dots, L-1$), 计算式如下^[15]:

$$ASM = \sum_i \sum_j P^2(i, j) \quad (6)$$

$$CON = \sum_i \sum_j (i-j)^2 P(i, j) \quad (7)$$

$$ENT = - \sum_i \sum_j P(i, j) \log[P(i, j)] \quad (8)$$

$$IDM = \sum_i \sum_j P(i, j) / (1 + (i-j)^2) \quad (9)$$

$$COR = \left(\sum_i \sum_j ((ij)P(i, j)) - \mu_x \mu_y \right) / \sigma_x \sigma_y \quad (10)$$

其中, L 为灰度层的层数, $P(i, j)$ 为两个灰度像素同时出现的联合概率密度, P_x 为灰度共生矩阵每一行之和, P_y 为每一列之和, $\mu_x, \mu_y, \sigma_x, \sigma_y$ 分别为 P_x, P_y 的均值和标准差,一般来说,取 $d=1, \theta=0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ 。

3 基于多特征融合的油画分类

为了增加油画构图方式对其艺术风格的影响,本文提出了 MFFC 模型以提高油画图像分类精度。MFFC 的流程如图 1 所示。该模型包括多特征提取、特征融合以及油画分类 3 个部分。

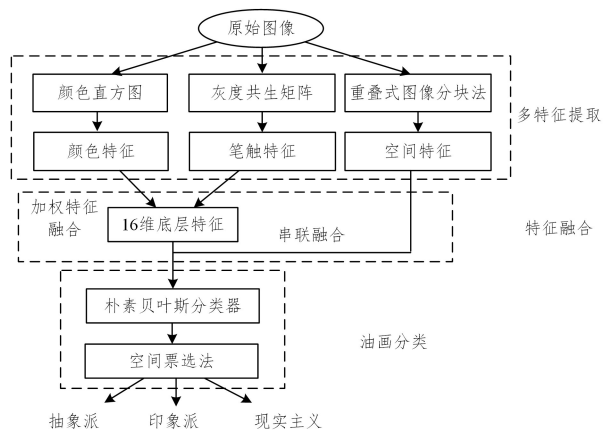


图 1 多特征融合的油画分类模型

Fig. 1 Oil painting classification model based on multi-feature fusion

3.1 多特征提取

现有空间特征提取方法简单有效,但是对图像空间分布信息的提取也是极其有限的,并且容易将油画主体划分在不同区域中,破坏画作的完整性,增加噪声。基于上述问题,同时考虑到油画元素的多样性以及元素间相对位置的复杂性,本文定义重叠式分块法,用于提取油画的空间特征,如图 2(c) 所示。将图像分为 A, B, \dots, L 这 12 块,将分块后的图像进行合并,合并方法为: $P_1 = [E, H], P_2 = [F, I], P_3 = [E, F], P_4 = [H, J], P_5 = [A, B, C], P_6 = [J, K, L], P_7 = [A, D, J], P_8 = [C, G, L]$ 。在这 8 个区域中 P_1, P_2, P_3, P_4 位于图像中央,代表油画主体区域; P_5, P_6, P_7, P_8 位于图像四周,代表油画背景区域。上中下分块法、九宫格法和重叠式分块法的分块方式如图 2 所示,3 种分块方式的对比图如图 3 所示,图 3(d)~图 3(f) 分别为上中下分块、九宫格分块、重叠式分块的示例图。对比 3 组图不难发现,图 3(d) 组图像的分块方式包含了一部分绘画背景,且容易包含次要物体的特征信息,从而影响分类,仅仅适用于横向构图的油画作品;图 3(e) 组图像的分块方式主体区域面积过小,破坏画面完整性,不符合基本油画构图原则,且边缘部分宽度较宽,容易遗漏关键特征信息。本文使用的图 3(f) 组图像中, P_1, P_2, P_3, P_4 这 4 个区域彼此是相互重叠的,与九宫格分块法相比,包含更完整的图像主体,从而一定程度上避免了因过分分割而破坏画面的完整性,且保留了最丰富、完整的颜色信息和笔触信息。在常见的构图方式中均能很好地包含画作的主体部分,展现不同风格的油画在整体感官上的差异。

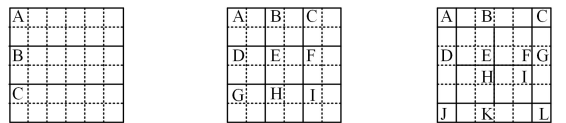
再根据式(1)~式(5)分别计算出 H, S, V 颜色分量上的颜色特征 f_{color} , 记为式(11):

$$f_{color} = (c_1 \cdot c_2 \cdot c_3 \cdot c_4 \cdot c_5 \cdot c_6 \cdot c_7 \cdot c_8) \quad (11)$$

其中, $c_i = (\mu_i, \sigma_i^2, \mu_{Si}, \mu_{Ki}, \mu_{Ni})$, $i = 1, \dots, 8$ 。根据式(6)~式(10)得到纹理特征 $f_{texture}$, 记为式(12):

$$f_{texture} = (t_1, t_2, t_3, t_4, t_5, t_6, t_7, t_8) \quad (12)$$

其中, $t_i = (\mu_i^{ASM}, \mu_i^{CON}, \mu_i^{ENT}, \mu_i^{COR}, \sigma_i^{ASM}, \sigma_i^{CON}, \sigma_i^{ENT}, \sigma_i^{COR})$, $i = 1, \dots, 8$ 。



(a) Upper, middle and lower block (b) Nine grid blocks (c) Overlapping blocks

图 2 空间特征提取方法

Fig. 2 Method of spatial feature extraction



(a) Example of upper, middle, and lower blocks (b) Example of nine grid blocks (c) Example of overlapping blocks

图 3 空间特征提取方法示例

Fig. 3 Example of spatial feature extraction method

3.2 特征融合

3.2.1 第一阶段特征融合

Fisher Score 能够计算每一个特征与其所属类的相关程度。相关程度越高得分越高,相关程度越低得分越低。因此,本文利用 Fisher Score 评估特征重要性^[16] (以下简称相关值):

$$W_{f_i} = \left(\frac{\sum_{c=1}^N (\bar{T}_{f_i} - \bar{T}_{f_{i,c}})}{\sum_{c=1}^N \sigma_{f_{i,c}}^2} \right) \quad (13)$$

其中, f_i 是 f_i 所对应特征 A_i 的权重得分,反映了特征 A_i 的重要程度, N 是类别数目, \bar{T}_{f_i} 是训练集中 A_i 特征值 f_i 的均值, $\bar{T}_{f_{i,c}}$ 是第 A_i 类训练集中 A_i 特征值 f_i 的均值, $\sigma_{f_{i,c}}^2$ 是第 f_i 类训练集中特征值 f_i 的方差。特征 A_i 的相关值越大,该特征越重要。采用加权特征求和的方式对颜色、笔触特征进行加权融合,计算式为:

$$F = \omega_1 \cdot f_{color} + \omega_2 \cdot f_{texture} \quad (14)$$

其中, ω_1 为颜色特征相关值, ω_2 为笔触特征相关值, f_{color} 为颜色特征, $f_{texture}$ 为笔触特征, F 为区域颜色笔触特征。

3.2.2 第二阶段特征融合

虽然特征已经经过一次融合,但融合时利用的特征均为图像底层特征,底层级的特征中仅仅包含分辨率高、视野小的细节特征,无法有效描述油画中艺术元素的排列与组合。基于上述问题,本文利用第一阶段的融合结果,再一次与空间特征融合,以此区分不同派别间的构图差异^[17-18]。第二阶段特征融合的步骤如下:首先,对数据集中的所有图像利用重叠式图像分块法提取其空间特征,关于重叠式图像分块法与空间特征,已在 3.1 节中详细阐述;然后,提取图像每一区域的

颜色笔触特征向量;最后,将颜色笔触特征与空间特征进行串联融合^[19-20],形成每幅图像的融合特征 F_{total} :

$$F_{total} = (F_1, F_2, F_3, F_4, F_5, F_6, F_7, F_8) \quad (15)$$

其中, F_i 为根据式(14)得到的区域颜色笔触特征。

3.3 油画分类

主体区域是油画图像的指纹,更能体现不同风格油画间的差异,背景区域则更多地是衬托油画主题、营造氛围。因此,本文提出空间票选法对朴素贝叶斯分类器^[21](Naive Bayes Classifier, NBC)的分类结果进行投票,优先将主体区域的分类结果作为算法输出。

设 NBC 对图像的每一区域进行分类,得到的分类结果为:

$$r = (r_1, r_2, r_3, r_4, r_5, r_6, r_7, r_8) \quad (16)$$

构造投票函数:

$$f_1(r_i) = \begin{cases} 1, & r_i = 1 \\ 0, & r_i \neq 1 \end{cases}$$

$$f_2(r_i) = \begin{cases} \frac{1}{2}, & r_i = 2 \\ 0, & r_i \neq 2 \end{cases} \quad (17)$$

$$f_3(r_i) = \begin{cases} \frac{1}{3}, & r_i = 3 \\ 0, & r_i \neq 3 \end{cases}$$

其中, $r_i = 1, 2, 3, i = 1, \dots, 8, r_1, r_2, r_3, r_4$ 为油画图像中心区域特征的分类结果; r_5, r_6, r_7, r_8 为油画背景区域特征的分类结果; $f_1(r_i), f_2(r_i), f_3(r_i)$ 为油画在第 1 类、第 2 类、第 3 类中的得票数。当区域的分类结果显示该区域属于第 1 类别时,投票函数 $f_1(r_i) = 1, f_2(r_i) = 0, f_3(r_i) = 0$; 当区域分类结果显示该区域属于第 2 类时,投票函数 $f_1(r_i) = 0, f_2(r_i) = 1, f_3(r_i) = 0$; 当区域分类结果为第 3 类时,投票函数 $f_1(r_i) = 0, f_2(r_i) = 0, f_3(r_i) = 1$ 。由于分类结果分别为 1, 2, 3, 但是投票票数仅为 1 票,因此将 1, 1/2, 1/3 分别设为 $f_1(r_i)$,

$f_2(r_i), f_3(r_i)$ 间断点的函数值,从而保证投票时得票数一致。设油画分类中每一类别出现的次数为 A_1, B_1, C_1 , 油画分类结果为 R_1 , 则:

$$A_1 = \sum_{i=1}^8 r_i f_1(r_i), B_1 = \sum_{i=1}^8 r_i f_2(r_i), C_1 = \sum_{i=1}^8 r_i f_3(r_i) \quad (18)$$

$$R_1 = \max\{A_1, B_1, C_1\} \quad (19)$$

当 $R_1 = A_1$ 时分类结果为第 1 类, 当 $R_1 = B_1$ 时分类结果为第 2 类, 当 $R_1 = C_1$ 时分类结果为第 3 类。当出现次数相等时,考虑油画主体区域分类结果,利用式(18)、式(19)得到最终的分类结果。

4 仿真实验

4.1 实验环境及数据集

本文实验所使用的软硬件环境为: Windows10 操作系统、Intel(R) Core(TM) i7-9750H CPU @ 2.60GHz 2.59GHz 处理器、8GB 运行内存。实验程序使用 Matlab 编程语言实现。

为了验证本文算法的有效性,本文选择现有研究中分类准确率最高的对比文献[2]中的数据集作为本文数据集 1(以下称为数据集 1),选择公共油画数据集 WIKIART 中的常见风格油画作为本文数据集 2(以下称为数据集 2¹⁾,具体如表 1 所列。其中印象派指注重油画的颜色与光线运用的艺术派别;抽象派指主张脱离现实,用抽象符号来反映精神世界的艺术派别;超现实主义则致力于探索人类的潜意识心理,将现实观念与本能、潜意识以及梦的经验相融合,来展现人类深层心理中的形象世界;古典主义用古代的艺术理想与规范来表现现实的道德观念,以典型的历史事件表现当代的思想主题。为了消除实验的随机性,保证实验结果的有效性,对数据集运行 100 次,每一次实验仅仅确定训练集与测试集的数量,随机选择图像,取 100 次中的最优结果作为最终结果。

表 1 数据集

Table 1 Data set

| | Impressionism | Abstractionism | Surrealism | Classicalism | Total | Training set | Test data |
|-----------|---------------|----------------|------------|--------------|-------|--------------|-----------|
| Data set1 | 57 | 114 | 171 | 114 | 513 | 360 | 153 |
| Data set2 | 641 | 610 | 644 | — | 1895 | 1705 | 190 |

4.2 参数设置

对于本文使用的分类器,采用网格搜索算法(Grid Search)计算其参数,设置搜索区间为(0, 40],支持向量机(Support Vector Machine, SVM)参数搜索步长为 0.1, K 最近邻(K-Nearest Neighbor, KNN)与随机森林(Random Forest, RF)参数搜索步长为 1。再将训练集以 7:3 的比例随机分割,使用交叉验证对每组参数进行评估,在同一数据集下运行 1000 次,取平均正确率最高的参数作为最终分类器参数,结果如表 2 所列。最优的 SVM 核函数为多项式函数。C4.5 决策树(C4.5 decision tree)与 NBC 的树深、节点数等参数不作限制。关于加权特征融合系数的计算,已在 3.2.1 节中详细叙述,颜色特征与笔触特征的融合权重分别为 $\omega_1 = 0.32, \omega_2 = 0.68$ 。其余参数设置均与文献[2]保持一致。

表 2 分类器参数取值

Table 2 Parameter values of classifier

| Classifier | Parameter | Value |
|------------|--------------------------|-------|
| SVM | Nuclear parameter | 0.5 |
| | Loss function | 0.5 |
| RF | Number of decision trees | 100 |
| | The tree deep | 8 |
| | Number of nodes | 8 |
| KNN | K | 20 |

4.3 评估指标

为了更客观地评价油画分类模型的性能,本文选择以准确率(Accuracy, 以下简称 Acc)、精确率(Precision, 以下简称 Pre)、召回率(Recall, 以下简称 Re)、F1-score(以下简称 F1)、P-R 曲线(Precision-Recall curve)、ROC 曲线(Receiver Operator Characteristic curve)、AUC(Area Under ROC)与 mAP

¹⁾ <https://www.wikiart.org/>

曲线(Mean Average Precision curve)作为评估指标^[22]。

(1)Acc 表示所有被预测的样本中分类正确的概率,是衡量油画分类模型最重要的指标之一,计算式如下:

$$Acc=(TP+TN)/(TP+FN+FP+TN) \quad (20)$$

其中,TP 表示实际为正样本且被预测为正样本的样本数,FP 表示实际为负样本但被预测为正样本的样本数,FN 表示实际为正样本但被预测为负样本的样本数,TN 表示实际为负样本且被预测为负样本的样本数。

(2)Pre 表示被预测为正样本且实际也为正类的概率,计算式如下:

$$Pre=TP/(TP+FP) \quad (21)$$

(3)Re 表示实际为正样本且被预测为正样本的概率,计算式如下:

$$Re=TP/(TP+FN) \quad (22)$$

(4)F1 是 Pre 和 Re 的调和平均,是全面评估模型性能中最重要的指标之一。对于不同的模型,该点的值越大,模型越优,计算式如下:

$$F1=2 * Pre * Re/(Pre+Re) \quad (23)$$

(5)P-R 曲线表示不同阈值下 Pre 和 Re 的取值。对于不同的模型,P-R 曲线越靠近右上角(1,1),模型性能越好。

(6)ROC 曲线表示模型在不同阈值下的假阳性率(False Positive Rate,FPR)和真阳性率(Ture Positive Rate,TPR)的取值。对于不同的模型,ROC 曲线越接近左上角(0,1),该模型越优,泛化能力越好。AUC 表示 ROC 曲线下(0,0)到(1,1)的面积,显示了模型在所有阈值下的性能。AUC 越接近 1,模型性能就越好。

(7) mAP 曲线表示所有类别分类精度的平均值。对于不同的模型,mAP 曲线越接近右上角(1,1),模型性能越好。

4.4 实验 1 及结果分析

实验 1 将 MFFC 的实验结果与 FS-Classifer 的实验结果进行对比。分类结果如表 3 和图 4—图 6 所示。其中,表 3 列出了利用不同分类器时 MFFC 与 FS-Classifer 各项分类结果指标的对比,图 4—图 6 给出了同时利用 NBC 时 MFFC 与 FS-Classifer 的 P-R 曲线、ROC 曲线、mAP 曲线的对比。

表 3 MFFC 与 FS-Classifer 的分类结果
Table 3 Results of MFFC and FS-classifier classification

| Method | Feature | Number of features | Classifier | AUC | Acc/% | Pre/% | Re/% | F1/% |
|---------------|---------|---------------------------|------------|-------|-------|-------|-------|-------|
| FS-Classifier | 24 | Color | NBC | 0.789 | 90.20 | 57.84 | 89.25 | 70.28 |
| | | | C4.5 | 0.735 | 88.24 | 57.84 | 89.52 | 70.28 |
| | | | SVM | 0.751 | 86.27 | 56.30 | 87.14 | 68.41 |
| | | | RF | 0.730 | 86.27 | 56.61 | 87.61 | 68.78 |
| | | | KNN | 0.756 | 83.66 | 55.69 | 86.19 | 67.66 |
| MFFC | 16 | Color+Texture+ Spatial | NBC | 0.917 | 96.92 | 63.69 | 98.75 | 77.38 |
| | | | C4.5 | 0.786 | 95.38 | 62.77 | 97.14 | 76.26 |
| | | | SVM | 0.787 | 91.69 | 60.61 | 93.81 | 73.64 |
| | | | RF | 0.749 | 83.33 | 54.15 | 83.80 | 66.79 |
| | | | KNN | 0.653 | 52.17 | 26.76 | 41.42 | 32.52 |

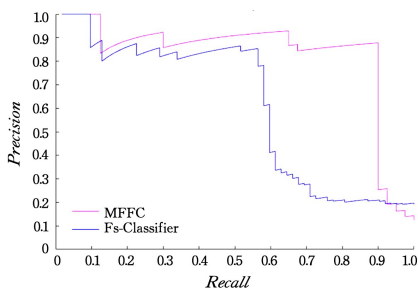


图 4 P-R 曲线
Fig. 4 P-R curve

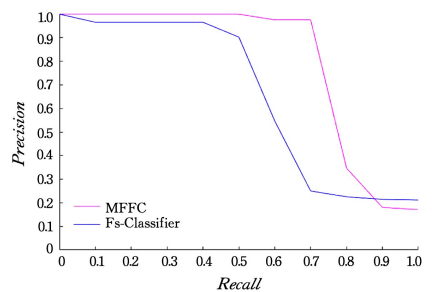


图 6 mAP 曲线
Fig. 6 mAP curve

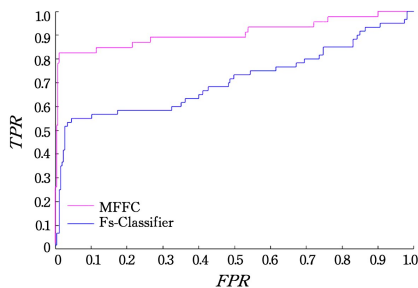


图 5 ROC 曲线
Fig. 5 ROC curve

通过表 3 和图 4—图 6 可以看出:

(1)分类准确率是衡量油画艺术风格模型重要的指标之一。在实验 1 的分类结果中,MFFC 的 Acc 为 97.83%,相比 FS-Classifier 而言提高了 6.72%。在综合衡量指标 F1 上,MFFC 比 FS-Classifier 提高了 7.1%,这说明本文提出的 MFFC 综合分类性能更佳,同时也证明了构图是研究油画艺术风格的关键指标之一。MFFC 的 Pre 与 Re 相比 FS-Classifier 提高了 5.85%和 9.05%,这说明,相比 FS-Classifier 而言,MFFC 降低了油画被错检、漏检的概率,能够更加准确地描述油画艺术风格。

(2) 在 P-R 曲线、ROC 曲线以及 mAP 曲线中可以看出, MFFC 的结果曲线都能完全覆盖 FS-Classifer 的结果曲线, 因此 MFFC 的整体分类性能优于 FS-Classifier。

(3) MFFC 分类指标明显高于 FS-Classifier, 可能的原因: MFFC 在 FS-Classifier 的基础上增加了笔触特征与空间特征, 这样能够在完善细节特征的基础上增加油画的整体特征, 能够同时通过画家的绘制手法与构图来描述油画艺术风格, 因此能够得到更加准确的分类结果。

4.5 实验 2 及结果分析

实验 2 未严格将数据集划分为训练集与测试集, 而选择 10 折验证法来划分数据集, 使得分类模型更具有鲁棒性。10 折验证法的步骤如下:

(1) 将数据集随机划分为 10 份, 并且抽样过程不重复;

(2) 选择其中一份做标记, 将其作为测试集, 将剩下未标记的作为训练集, 用于训练模型, 训练结束后, 用于测试集进行测试, 得出测试结果并保存;

(3) 重复步骤(2)10 次, 使得每一份数据均可作为测试集进行一次测试;

(4) 计算 10 次实验结果的平均值与最优值, 对结果进行对比。

10 次实验的 $AUC, Acc, Pre, Re, F1$ 如表 4 所列。由表 4 可以看出, 第三次与第七次实验的整体评估效果最好, AUC, Acc, Pre, Re 以及 $F1$ 分别为 0.956, 97.83%, 64.00%, 99.05%, 77.76%。10 次实验评估值 AUC, Acc, Pre, Re 以及 $F1$ 的平均值分别为 0.922, 97.22%, 63.35%, 98.04%, 76.97%, 与最优结果相差无几, 这说明了 MFFC 具有较好的鲁棒性。

表 4 10 次分类实验结果的评估值

Table 4 Evaluation values of 10 classified experimental results

| | AUC | $Acc/\%$ | $Pre/\%$ | $Re/\%$ | $F1/\%$ |
|---------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|
| Experiment 1 | 0.901 | 96.92 | 62.46 | 96.67 | 75.89 |
| Experiment 2 | 0.901 | 96.92 | 62.46 | 96.67 | 75.89 |
| Experiment 3 | 0.956 | 97.83 | 64.00 | 99.05 | 77.76 |
| Experiment 4 | 0.917 | 96.92 | 63.69 | 98.57 | 77.38 |
| Experiment 5 | 0.939 | 97.23 | 63.08 | 97.62 | 76.64 |
| Experiment 6 | 0.917 | 96.92 | 63.07 | 97.61 | 76.64 |
| Experiment 7 | 0.956 | 97.83 | 64.00 | 99.05 | 77.76 |
| Experiment 8 | 0.917 | 96.92 | 63.69 | 98.57 | 77.38 |
| Experiment 9 | 0.934 | 97.54 | 63.08 | 97.62 | 76.64 |
| Experiment 10 | 0.883 | 97.23 | 64.00 | 99.05 | 77.76 |

本文在数据集 2 上对不同特征组合进行了分类实验, 结果以及模型分类精度如表 5 及图 7—图 9 所示。其中, 表 5 列出了不同特征组合的油画分类结果的 AUC, Acc, Pre, Re 和 $F1$ 的对比结果。图 7 为 P-R 曲线, 图 8 为 ROC 曲线, 图 9 为 mAP 曲线。由表 5 和图 7—图 9 可直观地看出:

(1) MFFC 算法的实验 2 中 Acc 为 97.83%, Pre 为 64.00%, Re 为 99.05%, $F1$ 为 77.76%, AUC 为 0.956, 与其他特征组合精确度最高的笔触+空间特征相比, Acc 提高了 3.68%, Pre 提高了 0.62%, Re 提高了 6.1%, $F1$ 提高了 2.39%, AUC 提高了 0.055。这样的结果说明融合空间特征后的特征组合能够更加准确地区分不同风格的油画。

(2) 在 P-R 曲线图中, MFFC 模型在兼顾 Pre 的同时, 其

Re 也达到了 85%, 其曲线能够将其他特征组合的曲线完全覆盖, 可以看出其 Pre 与 Re 均明显优于其他特征组合; 在 ROC 曲线图中, MFFC 的误报率比其他特征组合至少低 10%; 在 mAP 曲线图中, MFFC 的平均分类精度也远高于其他特征组合。以上数据更加说明油画构图方式对于其艺术风格研究的重要性。

(3) 含有笔触的特征组合在 ROC 曲线和 mAP 曲线中的表现略好于含有颜色的特征, 这是由于笔触特征描述的是画家绘画的笔迹, 不同于颜色的可更改性, 画家都有自己独特的绘画技法与习惯, 这对于不同派别画家的区分十分重要, 因此笔触特征对油画的分类更加具有代表性。

表 5 不同特征组合分类结果

Table 5 Classification results of different feature combinations

| Feature | AUC | $Acc/\%$ | $Pre/\%$ | $Re/\%$ | $F1/\%$ |
|-----------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|
| Color | 0.701 | 83.33 | 60.31 | 93.33 | 73.27 |
| Texture | 0.717 | 87.07 | 56.92 | 88.09 | 69.16 |
| Color+Spatial | 0.768 | 88.00 | 56.30 | 87.14 | 68.14 |
| Texture+Spatial | 0.901 | 94.15 | 63.38 | 92.95 | 75.37 |
| MFFC | 0.956 | 97.83 | 64.00 | 99.05 | 77.76 |

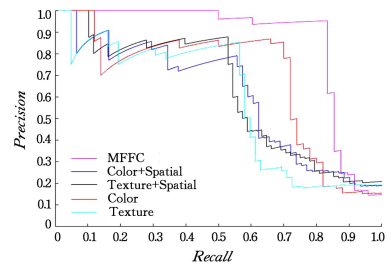


图 7 P-R 曲线

Fig. 7 P-R curve

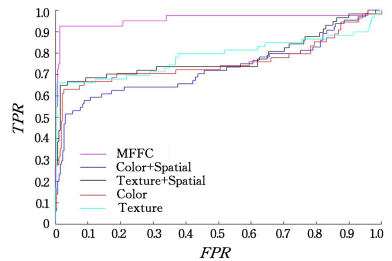


图 8 ROC 曲线

Fig. 8 ROC curve

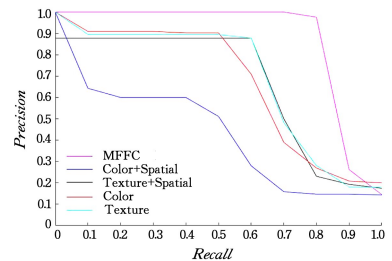


图 9 mAP 曲线

Fig. 9 mAP curve

为了进一步说明本文方法的有效性, 利用数据集 2, 将 MFFC 与现有方法的 Acc 进行对比, 结果如表 6 所列。表 7 列出了 MFFC 分类结果示例。由表 6 可以看出, 文献[23-24]

仅考虑油画的颜色、笔触、笔画这样的细节特征,未从油画整体感官上定义其艺术风格,因此分类效果不佳。文献[25-28]均采用深度学习模型研究油画艺术风格,但是由于画家的作品有限,使得训练集过小,无法更好地训练模型,因此分类结果不尽如人意。本文算法基于油画绘制原理,从构图入手,在细节特征中加入画面整体感官,衡量画面的多样统一性与均衡性,从而区分不同派别油画艺术风格,这是在油画艺术风格研究中从未被考虑过的。利用大部分绘画作品惯用的构图比例以及主体部分所在区域,来获得油画的空间分布信息,同时利用颜色与笔触区分派别的表现性与独特性,因此取得了最高的分类准确率。在空间票选法中,本文将票数最高的一类作为绘画的最终类别。由表7可以看出,第一幅油画类别很显然是抽象派,区域分类的 *Acc* 达到了 62.5%;第二幅画的

分类结果也很明显,区域分类的 *Acc* 达到了 75%。这两幅油画的分类结果与实际情况是一致的。然而,第三幅油画为印象派作品,分类结果却为抽象派,接下来将针对个别错分的绘画笔者开展进一步的研究。


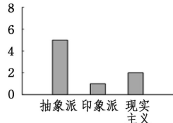

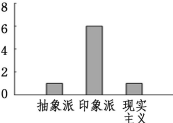

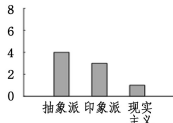
表6 基于数据集2的分类正确率

Table 6 Classification accuracy based on data set 2

| Literature | Method introduction | Acc/% |
|-----------------|---|-------|
| Literature [23] | Color+SIFT+GIST+Texture | 84.56 |
| Literature [24] | Picture channel and stroke channel | 76.27 |
| Literature [25] | Deep residual neural network | 49.40 |
| Literature [26] | ResNet | 63.70 |
| Literature [27] | Pre-training on amplifying natural data sets ResNet | 56.43 |
| Literature [28] | Extract depth feature of image | 66.64 |
| MFFC | Color+Texture+Spatial | 97.83 |

表7 油画分类结果示例

Table 7 Example of oil painting classification results

| Oil painting | Spatial voting | Result of vote | Result of classification |
|---|---|---|--------------------------|
|  |  | Abstractionism 62.5% Impressionism 12.5% Surrealism 25% | Abstractionism |
|  |  | Abstractionism 12.5% Impressionism 75% Surrealism 12.5% | Impressionism |
|  |  | Abstractionism 50% Impressionism 37.5% Surrealism 12.5% | Abstractionism |

结束语 本文针对现有油画艺术风格分类算法存在忽略构图及画面主体区域的问题展开研究,提出了一种基于多特征融合的油画艺术风格分类算法。首先,基于油画绘制原理,设计重叠式图像分块法,提取油画空间特征,以便算法对油画整体效果的提取,同时区分画面的主体区域与背景区域;其次,将空间特征与底层特征串联融合,增加画面元素的空间位置信息;最后,设计空间票选法,优先将主体区域的分类结果作为算法结果输出,突出了油画主体区域在分类中的作用,以实现油画艺术风格的自动分类。在数据集1与数据集2上进行测试,实验结果表明,MFFC在准确率、精确率、召回率以及F1-score上均优于其他已有模型,所提取的空间特征也能够有效描述油画艺术风格。同时,由实验结果也可以看出,相比颜色特征,笔触特征对于油画艺术风格的研究有更好的区分能力。接下来,将选择不同的油画笔触特征,优化特征融合方法,以期进一步提高检测精度,促进油画艺术风格自动提取的快速发展。

参考文献

[1] BAI R Y, GUO X Y, JIA C H, et al. Overview of Research Methods of Painting Aesthetics[J]. Journal of Image and Graphics, 2019, 24(11): 1860-1881.
 [2] WANG X R, HUANG Z C. Painter Artistic Style Extraction

Method Based on Color Features[J]. Journal of Computer Applications, 2020, 40(6): 1818-1823.
 [3] FLOREA C, TOCA C, GIESEKE F. Artistic Movement Recognition by Boosted Fusion of Color Structure and Topographic Description[C]// Proceedings of 17th IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision. Santa Rosa; IEEE, 2017: 569-577.
 [4] LAMBERTI F, SANA A, PARAVATI G. Computer assisted analysis of painting brushstrokes: digital image processing for unsupervised extraction of visible features from van Gogh's works[J]. EURASIP Journal on Image and Video Processing, 2014, 2014(1): 1-17.
 [5] LI J, YAO L, HENDRIKS E. Rhythmic brushstrokes distinguish van Gogh from his contemporaries: findings via automated brushstroke extraction[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 34(6): 1159-1176.
 [6] CHEN T, YANG J. A novel multi-feature fusion method in merging information of heterogenous-view data for oil painting image feature extraction and recognition[J/OL]. Frontiers in Neurobotics, 2021, 15: 95. <https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/fnbot.2021.709043/full>.
 [7] LEVY E, DAVID O, NETANYAHU N S. Painter Classification Using Genetic Algorithms[C]// Congress on Evolutionary In-

- stitute of Electrical and Electronics Engineers, New York: IEEE, 2013:3027-3034.
- [8] BAI R Y, GUO X Y, JIA C H. Research on Emotion of Abstract Painting Based on Multi-Feature Fusion [J]. *Application Research of Computer*, 2021, 38(2): 587-590.
- [9] DONG X, LI G, JIA Y, et al. Multiscale feature extraction from the perspective of graph for hob fault diagnosis using spectral graph wavelet transform combined with improved random forest [J]. *Measurement*, 2021, 176(2): 109178.
- [10] DU L, LI L, WANG B, et al. Micro-doppler Feature Extraction Based on Time-frequency Spectrogram for Ground Moving Targets Classification with Low-resolution Radar [J]. *IEEE Sensors Journal*, 2016, 16(10): 3756-3763.
- [11] LU Y, GUO C, LIN Y L, et al. Computational Aesthetics of Fine Art Painting: The State of the Art and Outlook [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2020, 46(11): 2239-2259.
- [12] LU Z K. Research on Image retrieval based on color and spatial features [D]. Quanzhou: Huaqiao University, 2005.
- [13] WIDJAJA I, LEOW W K, WU F C. Identifying Painters from Color Profiles of Skin Patches in Painting Images [C] // *Proceedings of the 2003 International Conference on Image Processing*. Piscataway: IEEE, 2003: 831-845.
- [14] JIA C H, GUO X Y, BAI R Y. Review of Feature Extraction Methods and Research on Affective Analysis for Paintings [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2018, 23(7): 937-952.
- [15] JIANG X W, ZHANG M X, ZHU Z S. Recognition of Chinese Finger Sign Language Based on Gray Level Co-occurrence Matrix and Fine Gaussian Support Vector Machine [J]. *Computer Science*, 2019, 46(S2): 303-308.
- [16] BISHOP C M. *Pattern Recognition and Machine Learning* [M]. New York: Springer, 2006: 2-26.
- [17] ZHANG H Y, ZHANG J, HUANG J. Multi-label Image Classification Model Based on Graph Attention Network [J]. *Journal of Chongqing Technology and Business University (Natural Science Edition)*, 2022, 39(1): 34-41.
- [18] WU J, XU J, DING T. Fine-grained Image Classification Algorithm Based on Ensemble Methods of Transfer Learning [J]. *Journal of Chongqing Technology and Business University (Natural Science Edition)*, 2020, 32(3): 452-458.
- [19] ZHOU X M, HU Y G, LIU W J, et al. Research on Urban Function Recognition Based on Multi-level Data Fusion Method [J]. *Computer Science*, 2021, 48(9): 50-58.
- [20] WANG Z Y, ZHANG Y Z, LIU Y, et al. MFC-Net: Multi-feature fusion cross neural network for salient object detection [J]. *Image and Vision Computing*, 2021, 113: 104243.
- [21] MUSBAH H, ALY H H, LITTLE T A. Energy management of hybrid energy system sources based on machine learning classification algorithms [J/OL]. *Electric Power Systems Research*, 2021, 199: 107436. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S037877962100417X>.
- [22] HE X H, QIU F B, CHENG X J, et al. High-resolution Image Building Target Detection Based on Edge Feature Fusion [J]. *Computer Science*, 2021, 48(9): 140-145.
- [23] AGARWAL S, KARNICKA H C, PANT N, et al. Genre and Style Based Painting Classification [C] // *Winter Conference on Applications of Computer Vision*. New York: IEEE, 2015: 588-594.
- [24] HUANG X, ZHONG S H, XIAO Z. Fine-art painting classification via two-channel deep residual network [J]. *International Journal of Machine Learning and Cybernetics*, 2020, 11(1): 137-152.
- [25] LECOUTRE A, NEGREVERGNE B, YEGR F. Recognizing Art Style Automatically in Painting with Deep Learning [C] // *Proceeding of the 9th Asian Conference on Machine Learning*. Seoul, Korea: PMLR, 2017: 327-342.
- [26] ELGAMMAL A, MAZZONE M, LIU B, et al. The Shape of Art History in the Eyes of the Machine [C] // *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*. Louisiana: AAAI Press, 2018, 32(1): 2183-2191.
- [27] CETINIC E, LIPIC T, GRGIC S. Fine-tuning Convolutional Neural Networks for Fine Art Classification [J]. *Expert Systems With Applications*, 2018, 114(DEC.): 107-118.
- [28] SANDOVAL C, PIROGOVA E, LECH M. Two-stage Deep Learning Approach to the Classification of Fine-art Paintings [J/OL]. *IEEE Access*, 2019, 7: 41770-41781. <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/8675906>.



XIE Qinqin, born in 1997, postgraduate. Her main research interests include image processing and so on.



HE Lang, born in 1974, Ph. D, professor. His main research interests include intelligent calculation and image processing.

(责任编辑:喻黎)