

# 基于 LPQ 和 NLBP 的特征融合算法及其应用

陈梦<sup>1</sup>, 刘靖丹<sup>2</sup>, 逯洋<sup>1,2</sup>

- 吉林师范大学 数值模拟吉林省高校重点实验室, 吉林 四平 136000;
- 吉林师范大学 数学与计算机学院, 吉林 四平 136000

**摘要:** 针对传统方法在纹理分类中过于依赖局部特征而忽视全局特征的问题, 提出一种基于局部与非局部模式相结合的特征提取方法. 该方法融合了局部相位量化和非局部二值模式两种算法, 首先通过两种算法分别对预处理后的图像进行特征提取, 然后将两者的特征直方图进行加权融合, 最后用卡方距离和最近邻分类器进行纹理分类. 为验证该方法的有效性, 构建了满族八旗旗帜图像数据集, 并将该算法应用于该数据集的分类任务中. 实验结果表明, 相较于单一算法, 新算法在多个数据集上均有更高的分类准确率和鲁棒性.

**关键词:** 局部相位量化; 非局部二值模式; 纹理分类; 满族旗帜图像

**中图分类号:** TP391.41 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-5489(2025)04-1122-15

## Feature Fusion Algorithm Based on LPQ and NLBP and Its Application

CHEN Meng<sup>1</sup>, LIU Jingdan<sup>2</sup>, LU Yang<sup>1,2</sup>

- Key Laboratory of Numerical Simulation in Jilin Province Universities,  
Jilin Normal University, Siping 136000, Jilin Province, China;

- College of Mathematics and Computer, Jilin Normal University, Siping 136000, Jilin Province, China)

**Abstract:** Aiming at the problem of traditional methods relying too much on local features and neglecting global features in texture classification, we proposed a feature extraction method based on the combination of local and non-local patterns. The method integrated two algorithms: local phase quantization and non-local binary patterns. Firstly, two algorithms were used to extract feature from the preprocessed image separately. Secondly, the feature histograms of the two methods were weighted and fused. Finally, texture classification was performed by using the chi-square distance and the nearest neighbor classifier. In order to validate the effectiveness of the proposed method, a dataset of Manchu Eight Banners flag images was constructed, and the algorithm was applied to the classification task of the dataset. Experimental results show that, compared to single algorithm, the new algorithm has higher classification accuracy and robustness on multiple datasets.

**Keywords:** local phase quantization; non-local binary pattern; texture classification; Manchu flag image

收稿日期: 2024-07-02.

第一作者简介: 陈梦(1985—), 女, 汉族, 硕士, 助理研究员, 从事图形图像处理的研究, E-mail: 545368992@qq.com. 通信

作者简介: 逯洋(1979—), 女, 汉族, 博士, 教授, 从事机器学习和数值模拟的研究, E-mail: luyang33@126.com.

基金项目: 吉林省创新创业人才基金(批准号: 2023QN31)、吉林省自然科学基金(批准号: YDZJ202301ZYTS157)和吉林省发展和改革委员会创新项目(批准号: 2021C038-7).

纹理<sup>[1]</sup>作为图像的基本属性,可反映图像中像素的排列和分布方式.通过对纹理特征的分析,可获得有关图像结构、表面细节和视觉感知等信息.纹理特征的提取对许多图像分析<sup>[2]</sup>任务都具有重要意义.然而,现有的特征提取方法如局部二值模式(LBP)<sup>[3]</sup>、方向梯度直方图(HOG)、灰度共生矩阵(GLCM)等,大多数只关注局部范围内的信息,对全局信息的捕捉能力有限.这类局部提取方法侧重于分析图像中小区域内相邻像素之间的关系,忽略了像素之间的远距离依赖关系.因此,在处理包含大范围结构或纹理的图像时,通常无法充分捕捉到全局信息.为克服这一局限性,本文提出一种局部相位量化和非局部二值模式特征融合(local binary and non-local binary patterns, LBNLBP)算法.该算法旨在弥补现有改进方法只关注邻近像素之间关系、未能捕获远距离像素之间信息的不足.通过融合局部相位量化和非局部二值模式特征,算法能更全面地表示图像的结构和纹理信息,从而提高特征提取的全局一致性.同时,局部相位量化和非局部二值模式特征的融合能充分利用局部和非局部特征之间的互补性,进一步提升纹理特征的表达力.

## 1 预备知识

### 1.1 非局部二值模式

尽管目前对局部二值模式进行了许多改进,但大多数改进方法未关注到近邻邻域之外像素间的长距离交互.为解决该问题,Song等<sup>[4]</sup>提出了一种非局部二值模式(NLBP)算子,该算法是基于整个图像计算出多个非局部的中心像素,并逐步编码邻近采样点与这些中心像素之间的非局部强度差异.这里将非局部中心像素称为锚点.通过引入非局部的像素交互,NLBP能更好地捕捉到像素间的长距离关系,从而提高图像纹理分析和识别的性能.

通过使用多个锚点,NLBP可以相对于整个图像的结构变化对局部图像块编码.为解决传统非均匀模式中存在的附加信息问题,Song等<sup>[4]</sup>对riu2模式进行了扩展,扩展后称为eriu2模式.下面给出NLBP编码的具体内容.

首先,在已知图像 $I$ 中心像素 $x$ 的情况下,用下式计算 $x$ 及其邻近采样点周围局部图像块的平均灰度值:

$$\bar{g}_c = \Phi(G_{c,w}), \quad (1)$$

$$\bar{g}_{r,p} = \Phi(G_{r,p,w}), \quad (2)$$

其中 $G_{c,w}$ 表示在 $x$ 附近一个大小为 $w \times w$ 的局部图像块, $G_{r,p,w}$ 表示第 $p$ 个相邻采样点周围一个大小为 $w \times w$ 的局部图像块,函数 $\Phi(\cdot)$ 用于计算图像块的平均灰度值.通过计算局部图像块的平均灰度值,可以获取有关中心像素及其邻近采样点的局部强度信息.这是NLBP算子中用于编码像素之间非局部强度差异的方法.

其次,用排序函数 $\text{sort}(\cdot)$ 对图像 $I$ 中所有中心像素 $\{x\}$ 的灰度值进行升序排序,即

$$(\bar{g}'_{c_1}, \dots, \bar{g}'_{c_M}) = \text{sort}(\bar{g}'_{c_1}, \dots, \bar{g}'_{c_M}), \quad (3)$$

其中 $\bar{g}'_{c_M}$ 表示排第 $M$ 个位置的 $x$ 的灰度值, $M$ 表示中心像素的总数.

先将 $x$ 排序后,再将其划分为 $J$ 个相等的区间,然后在每个区间中计算出一个锚点.该锚点可被视为该区间的表示性像素.通过上述过程,可得一组锚点:

$$gA_j = \frac{1}{\lfloor M/J \rfloor} \sum_{m=(j-1)\lfloor M/J \rfloor+1}^{j\lfloor M/J \rfloor} \bar{g}'_{c_m}. \quad (4)$$

在上述过程中得到了 $J$ 个锚点,用 $gA_j (j=1, 2, \dots, J)$ 表示.这些锚点的灰度值通过平均计算得到,并使用向下取整函数 $\lfloor \cdot \rfloor$ 进行处理.通过计算平均值并选择特定数量的锚点,能大致捕获图像的灰度分布信息.但在纹理图像中存在非局部冗余,表明多个像素可能具有相似的灰度值.通过选择锚点并计算它们的平均灰度值,可减少冗余并提取有表示性的灰度分布特征.

最后,采用eriu2编码相邻采样点与每个锚点之间的强度差:

$$\text{NLBP}_{r,p,j}^{\text{eri}2} = \begin{cases} \sum_{p=0}^{P-1} S(\bar{g}'_{r,p} - gA_j), & U(\text{NLBP}) \leq 2, \\ P+1, & U(\text{NLBP}) = 4, \\ P+2, & U(\text{NLBP}) = 6, \\ P+3, & U(\text{NLBP}) = 8, \\ P+4, & U(\text{NLBP}) = 10, \\ P+5, & \text{其他}, \end{cases} \quad (5)$$

其中均匀性度量  $U$  定义为

$$U(\text{NLBP}) = |S(g_{r,p-1} - gA_j) - S(g_{r,0} - gA_j)| + \sum_{p=1}^{P-1} |S(g_{r,p} - gA_j) - S(g_{r,p-1} - gA_j)|. \quad (6)$$

因此, 可得到  $(P+6)$  种 NLBP 码值. 由于锚点是基于全局图像计算的, 所以生成的 NLBP 码在某种程度上对照明变化和高斯噪声有一定的鲁棒性.

## 1.2 局部相位量化

局部相位量化方法(LPQ)<sup>[5]</sup>专注于模糊不敏感的图像纹理分类. LPQ 编码可提取图像中的局部相位信息, 其通过计算邻域像素的相位差异捕捉图像纹理的细节和结构信息. 基于二维离散 Fourier 变换(DFT)<sup>[6]</sup>的 LPQ, 使用短期 Fourier 变换(STFT)计算像素点局部邻域内的相位信息.

### 1.2.1 离散 Fourier 变换

在数字图像处理中, 模糊图像  $g(x)$  可通过原始图像  $f(x)$  和点扩散函数(PSF)卷积构成, 其表达式为

$$g(x) = (f * h)(x), \quad (7)$$

其中  $x$  表示空间域中的位置变量. 将其进行 Fourier 变换转变到频域, 则式(7)转化为

$$G(u) = F(u) \cdot H(u), \quad (8)$$

其中  $G(u)$ ,  $F(u)$  和  $H(u)$  分别为  $g(x)$ ,  $f(x)$  和  $h(x)$  进行离散 Fourier 变换后的结果,  $u$  表示频域中的频率变量. 将式(8)的幅值和相部分开, 可得如下相位关系表达式:

$$\begin{aligned} |G(u)| &= |F(u)| \cdot |H(u)|, \\ \angle G(u) &= \angle F(u) + \angle H(u). \end{aligned} \quad (9)$$

假设存在一个模糊点扩散函数  $h(x)$ , 并且是中心对称的, 即  $h(x) = h(-x)$ , 如果对该函数进行 Fourier 变换, 则结果总是实数值. 这是因为中心对称的函数在频域中具有奇对称性, 所以 Fourier 变换的相位仅是一个二值函数:

$$\angle H(u) = \begin{cases} 0, & H(u) \geq 0, \\ \pi, & H(u) < 0. \end{cases} \quad (10)$$

对于规则的点扩散函数, 当  $H(u) \geq 0$  时, 有

$$\angle G(u) = \angle F(u). \quad (11)$$

上述关系为模糊不变特征提取奠定了理论基础.

### 1.2.2 短期 Fourier 变换

短期 Fourier 变换(STFT)是在图像  $f(x)$  的每个像素位置  $x$  处的  $M \cdot M$  邻域  $N_x$  上进行计算. 其中  $f_x$  是一个包含来自  $N_x$  的所有  $M \cdot M$  图像样本的向量. STFT 是将该向量与频率  $u$  的二维 DFT 基向量  $W_u$  进行内积运算得到:

$$F(u, x) = \sum_{y \in N_x} f(x-y) e^{-j2\pi u^T y} = W_u^T f_x. \quad (12)$$

可见, 实现 STFT 的一种有效方法是对所有  $u$  使用二维卷积.

使用 4 个频点

$$\mathbf{u}_1 = (a, 0)^T, \quad \mathbf{u}_2 = (0, a)^T, \quad \mathbf{u}_3 = (a, a)^T, \quad \mathbf{u}_4 = (a, -a)^T$$

计算局部 Fourier 系数. 其中  $a = \frac{1}{M}$ . 用向量表示每个像素的位置, 计算公式如下:

$$\mathbf{F}_x = (F(\mathbf{u}_1, x), F(\mathbf{u}_2, x), F(\mathbf{u}_3, x), F(\mathbf{u}_4, x)). \tag{13}$$

Fourier 系数相位可使用各部分的实数和虚数的符号表达:

$$q_j = \begin{cases} 1, & g_j \geq 0, \\ 0, & g_j < 0, \end{cases} \tag{14}$$

其中  $g_j$  是向量  $\mathbf{G}(x) = (\text{Re}(\mathbf{F}_x), \text{Im}(\mathbf{F}_x))$  的第  $j$  个部分,  $\mathbf{G}(x)$  包含  $\mathbf{F}_x$  的实部和虚部向量. 然后  $q_j$  对其进行二进制编码, 可表示为

$$f_{\text{LPQ}}(x) = \sum_{j=1}^8 q_j(x) 2^{j-1}. \tag{15}$$

图 1 是窗口尺寸为  $5 \times 5$  时, LPQ 算法的编码过程示例.

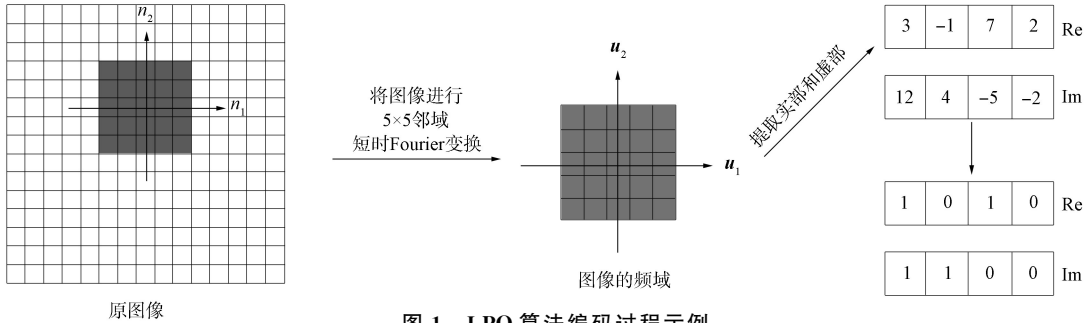


图 1 LPQ 算法编码过程示例

Fig. 1 Example of LPQ algorithm encoding process

## 2 LBNLBP 算法的构建

LPQ 编码是一种基于相位信息的纹理描述方法, 它通过对图像局部区域的相位信息进行编码提取纹理特征. 相比于传统的 LBP 算法, LPQ 能更好地捕捉图像中的相位变化. NLBP 编码是一种非局部纹理结构关系描述方法, 它通过考虑图像中不同位置之间的纹理相似性, 构建非局部的纹理结构特征. NLBP 能捕捉到图像中的全局纹理信息, 具有较好的鲁棒性.

因此, 构建 LBNLBP 算法能充分考虑局部图像块与全局图像之间的潜在结构关系, 建立具有鉴别性的特征直方图. 首先, 对图像进行标准化预处理, 以确保不同图像之间具有相似的亮度和对比度; 其次, 用 NLBP 算法和 LPQ 算法分别对预处理后的图像进行特征提取, 提取完 NLBP 和 LPQ 的直方图特征后, 对每个直方图进行归一化, 以确保它们具有相同的尺度和范围; 再次, 通过特征级联方法将 NLBP 和 LPQ 的特征直方图加权融合, 即将两个直方图特征串联拼接, 形成融合后的图像特征; 最后, 使用直方图相似性比较方法, 将待分类图像特征与已知类别的训练样本进行比较, 计算它们之间的相似性. 根据最近邻分类器原理, 将待分类图像分配给与其特征最相似的训练样本类别. LBNLBP 算法构建流程如图 2 所示.

### 2.1 单一尺度融合

首先, 构建基于计算得到的 NLBP 编码图像的直方图:

$$H_{r,p,i}(y) = \sum_{x \in I} \delta(\text{NLBP}_{r,p,i}(x) = y), \tag{16}$$

其中  $\text{NLBP}_{r,p,i} \in \{0, 1, \dots, P+5\}$ ,  $y \in \{0, 1, \dots, 2P+11\}$  表示直方图的索引,  $i$  为锚点索引,  $\delta(\cdot)$  表示 Kronecker Delta 函数:

$$\delta(z) = \begin{cases} 1, & \text{若 } z \text{ 为真,} \\ 0, & \text{其他.} \end{cases} \tag{17}$$

其次, 生成的非局部二值模式直方图为

$$H_{r,p} = (H_{r,p,1}, \dots, H_{r,p,l}), \tag{18}$$

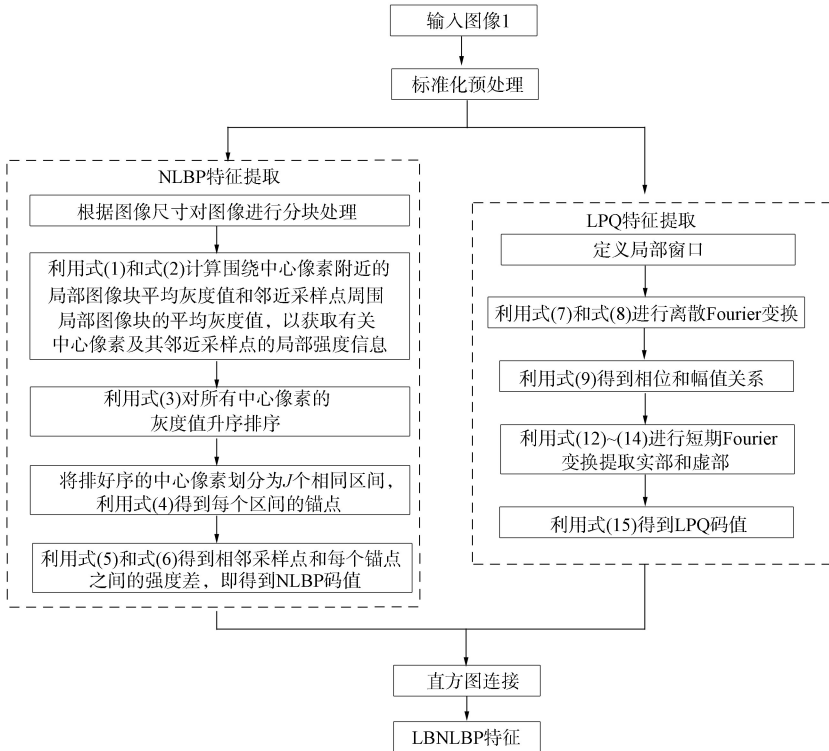


图 2 LBNLBP 算法构建流程

Fig. 2 LBNLBP algorithm construction process

其中  $I$  为 NLBP 中的锚点数. Song 等<sup>[4]</sup>通过实验验证了  $I=3$  时最合适, 因此, 在后续实验中默认锚点数取 3.

最后, 将 LPQ 直方图与  $H_{r,P}$  进行级联:

$$\text{LBNLBP}_{r,P} = (H_{r,P}, H_{\text{LPQ}}), \quad (19)$$

其中  $H_{\text{LPQ}}$  是 LPQ 直方图. 这样就构成了单一尺度下的 LBNLBP 描述符. LPQ 在每个尺度下的特征维度恒定为 256.

## 2.2 多尺度融合

常见的纹理识别方法通常只关注单一尺度特征, 然而多尺度特征融合能整合多个尺度的特征, 使纹理识别更丰富和全面. 在纹理分析中, 不同尺度的纹理信息可提供更多的视角和细节, 通过将来自不同尺度的特征进行融合, 可综合利用各尺度的优势, 从而提升纹理识别算法的性能和效果. 因此, 通过改变采样配置  $(r, P)$  可创建多个算子以捕获多尺度纹理特征. 多尺度纹理表示由不同尺度下计算的所有描述子进行拼接得到:

$$H = (\text{LBNLBP}_{r_1, P_1}, \text{LBNLBP}_{r_2, P_2}, \text{LBNLBP}_{r_3, P_3}, \dots). \quad (20)$$

多尺度特征提取流程如图 3 所示.

## 2.3 基于彩色多通道的多尺度融合

对彩色图像特征提取<sup>[7-8]</sup>是对 RGB 3 个通道分别提取特征, RGB 颜色空间将图像分为红、绿、蓝 3 个通道. 可将提取彩色特征描述子的过程分为 5 个步骤, 流程如图 4 所示.

- 1) 已知有一张尺寸大小为  $W \times V$  的彩色图像;
- 2) 将彩色图像视为 3 张尺寸相同的纹理图像, 并按照 R-G-B 3 个通道的顺序进行排列;
- 3) 在 3 个颜色通道上分别进行 LBNLBP 特征提取;
- 4) 在不同尺度下分别提取 3 个通道的纹理特征, 将其全部级联在一起, 构建为联合特征直方图;
- 5) 使用卡方距离作为度量方式, 并结合最近邻分类器(NNC)进行分类, 从而得到分类结果.

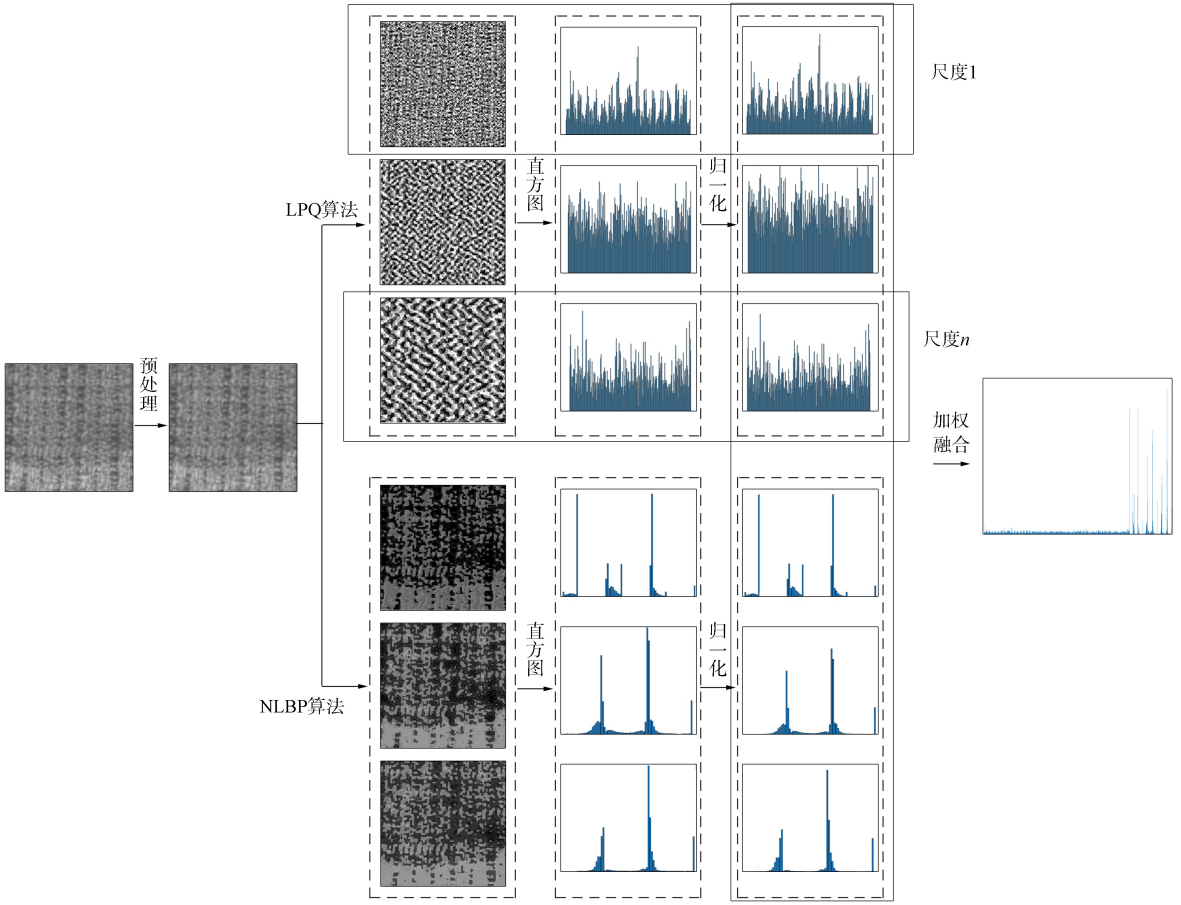


图 3 多尺度特征提取流程

Fig. 3 Flow chart of multi-scale feature extraction

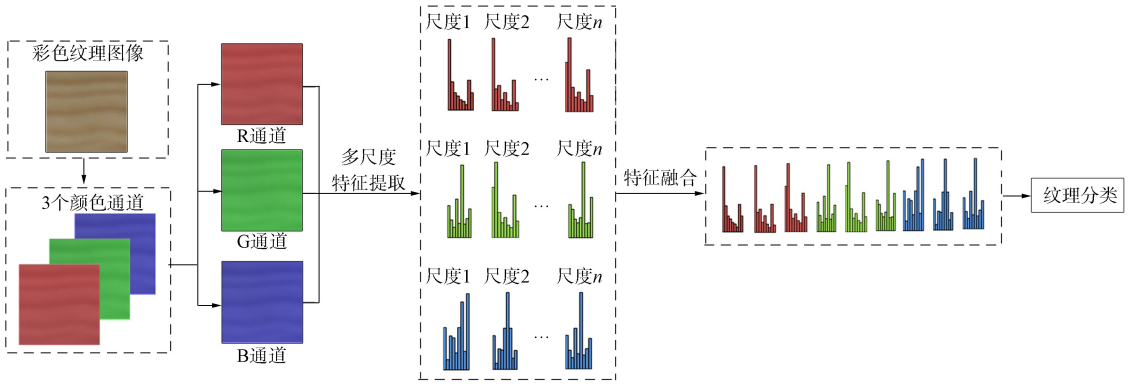


图 4 彩色纹理特征提取流程

Fig. 4 Flow chart of color texture feature extraction

### 3 满族八旗旗帜彩色数据集的构建

在对少数民族文化研究<sup>[9-12]</sup>中, 现有的数字化资源相对有限, 涉及满族文化<sup>[13-14]</sup>的图像数据集几乎没有. 为推动对满族文化的研究、传承和保护, 本文通过对满族八旗旗帜图像进行分类和识别, 进一步了解满族文化的特点和象征, 有助于揭示满族文化的深层含义和历史背景, 并促进满族文化的传承和传播. 通过对满族八旗旗帜图像进行分类研究, 可探索旗帜的纹理特征、颜色分布等视觉信息, 从而更好地理解满族文化中的象征意义和区别特征. 满族八旗旗帜图像如图 5 所示.

目前对满族旗帜图像的获取方式主要是通过收集网络上拍摄的满族博物馆陈列的实物、满族文化



图 5 满族八旗旗帜图像

Fig. 5 Image of Manchu Eight Banners flag

图书以及进行相关搜索获取, 但这些资源数量有限, 且收集到的图像存在一系列问题, 包括格式不规范、大小规格不一致和格式多样等. 因此, 在未处理前, 这些图像无法直接进行识别或其他操作. 此外, 收集到的部分图像存在模糊不清、纹理不完整等问题, 仅依靠纹理识别无法满足要求, 因此对彩色图像进行分类更合适. 为能对旗帜图像进行统一操作, 需对图像数据进行处理和加工.

在构建的数据集中, 先将旗帜图像按正黄旗、正白旗、正蓝旗、正红旗、镶黄旗、镶白旗、镶蓝旗和镶红旗进行分类, 然后剔除不清晰或不完整的图像. 由于图像的纹理相似度较高, 仅使用灰度纹理图像进行分类很难达到理想效果, 因此选择将彩色图像与纹理相结合的方式进行了识别分类.

由于收集到的图像数量有限, 因此需对这些图像进行增广. 首先, 对图像进行预处理, 手动去除干扰因素, 保留旗帜图像的主体; 其次, 将图像分割成  $200 \times 200$  等尺寸大小的小图像; 最后, 对分割后的图像进行 7 个角度 ( $0^\circ, 15^\circ, 30^\circ, 45^\circ, 60^\circ, 75^\circ, 90^\circ$ ) 的旋转操作. 图 6 为构建满族八旗旗帜图像数据集流程.



图 6 满族八旗旗帜图像数据集构建流程

Fig. 6 Construction process of image dataset for Manchu Eight Banners flag

该数据集包含 8 个类别, 每个类别包含 280 张大小为  $200 \times 200$ 、格式为 jpg 的图像, 共 2 240 张图像. 图 7 为部分示例图像. 为克服图像资源的有限性, 通过以上步骤对图像进行预处理、分割和旋转



图 7 满族八旗旗帜图像数据集示例图像

Fig. 7 Example images of Manchu Eight Banners flag image dataset

操作, 以构建一个丰富多样的满族八旗旗帜图像数据集. 该数据集不仅包含了多个类别和大量样本, 而且通过使用彩色图像和纹理相结合的方式进行分类, 可提高分类的准确性和效果, 从而为后续的图像识别、分类和研究提供有价值的实验基础和参考依据.

### 4 实验结果与分析

#### 4.1 参数分析

LBNLBP 算法需要选择合适的尺度才能有效提取纹理特征, 合适的尺度选择对保留图像纹理细节并提高纹理描述的准确性至关重要. 选择的尺度过小可能会导致纹理信息丢失, 而选择的尺度过大可能会导致模糊的特征表示. 因此, 在使用 LBNLBP 算法时, 需适当选择尺度, 以在不同尺度上捕捉到关键的纹理信息, 并获得更准确和鲁棒的纹理特征描述子. 实验选择数据集 KTH-TIPS 作为评估数据集. 单一尺度和多尺度算法在不同模式下的分类精度列于表 1. 由表 1 可见, 与单一尺度的算法相比, 多尺度融合算法<sup>[15-16]</sup>在分类精度上有所提升. 当半径和邻域个数同时取  $\{(1,8), (3,24), (5,24)\}$ , 对应 LPQ 算法的窗口大小 winSize 分别取  $\{3,7,11\}$  时, 融合算法能获得最高的分类精度值, 为 97.42%.

表 1 单一尺度和多尺度算法在不同模式下的分类精度

Table 1 Classification accuracy of single scale and multi-scale algorithms under different modes

窗口尺寸	$(P, r)$	平均分类精度/%	
		riu2	eriu2
3	(8,1)	95.35	94.85
5	(16,2)	96.50	96.59
7	(24,3)	96.09	96.22
9	(24,4)	96.01	95.40
11	(24,5)	95.73	95.26
13	(24,6)	94.96	95.02
15	(24,7)	93.91	93.82
{3,5,7}	{(8,1),(16,2),(24,3)}	96.81	97.05
{3,7,11}	{(8,1),(24,3),(24,5)}	97.42	97.34
{3,9,15}	{(8,1),(24,4),(24,7)}	97.29	97.08
{5,7,9}	{(16,2),(24,3),(24,4)}	96.69	96.59
{5,9,13}	{(16,2),(24,4),(24,6)}	97.08	96.92
{7,9,11}	{(24,3),(24,4),(24,5)}	96.42	96.31
{9,11,13}	{(24,4),(24,5),(24,6)}	96.25	95.96
{11,13,15}	{(24,5),(24,6),(24,7)}	95.58	95.47
{7,11,15}	{(24,3),(24,5),(24,7)}	96.47	96.55

文献[4]选择 eriu2 模式进行 NLBP 特征提取, 但大量实验测试结果表明, 本文算法选择 riu2 模式时, 在大多数情况下比选择 eriu2 模式得到的结果更好, 如图 8 所示. 表明选择 riu2 模式与 LBNLBP

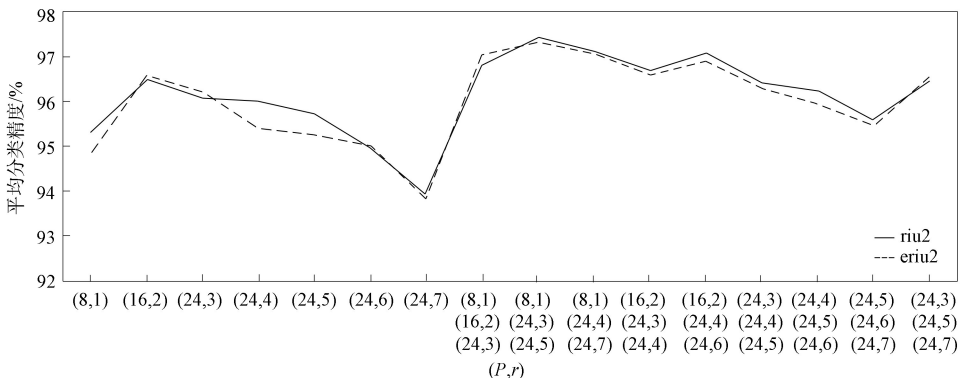


图 8 不同尺度布局下两种模式分类精度对比结果

Fig. 8 Comparison results of classification accuracy between two modes under different scale layouts

实验结果表明,融合算法中两种算法所占比例对分类精度有影响.这可能是因为该数据集本身具有独特属性,因此通过分配适当的权重<sup>[17-18]</sup>可获得更好的分类效果.两种算法不同权重下的分类精度列于表 2.由表 2 可见,当 LPQ 算法和 NLBP 算法的比例为 9:1 时,可达到最高精度为 97.68%,比在 1:1 情况下的分类精度提高了 0.26 个百分点.

表 2 两种算法不同权重下的分类精度

Table 2 Classification accuracy of two algorithms with different weights

权重占比(LPQ:NLBP)	1:9	2:8	3:7	4:6	5:5	6:4	7:3	8:2	9:1
分类精度/%	95.75	96.42	96.88	97.11	97.42	97.49	97.62	97.67	97.68

在纹理图像分类任务中,通常会使用单一特征进行分类.本文研究了组合特征对图像分类准确度的影响,不同特征关注于图像中不同的纹理信息,通过合理设置特征权重并将它们相融合,可提高图像分类的准确度.融合多个特征还可以增加图像的信息表达能力,从而改善分类性能.

## 4.2 实验结果

### 4.2.1 灰度公共数据集上的实验结果

将 LBNLBP 与对比算法在 4 个公共纹理数据集 TC10, KTH-TIPS, UMD, CURET 上进行测试.数据集 TC10 共有 4 320 张图像,由 24 种纹理图像构成,其中每类的 180 张图像均由 9 种不同旋转角度下集成;纹理数据集 KTH-TIPS 中包含 10 种纹理,共有 810 张图像,每类的 81 张图像均由 9 种不同尺度的图像集成,每张图像的尺寸为  $200 \times 200$ ,在每个不同尺度下的图像均由摄像机在 3 种不同光照条件下和 3 种不同旋转角度下进行采集;数据集 UMD 与纹理数据集 KTH-TIPS 的特点一致,也包含了光照、旋转和尺度的变化,由 25 类纹理图像构成,每类有 40 张共 1 000 张图像;数据集 CURET 主要包含了光照、旋转的变化,该数据集中包含 61 种真实物体材料表面的纹理图像,共 5 612 张图像,每类的 92 张图像均为在不同的光照变化和不同拍摄角度下采集的.

实验过程中,先设置训练集和测试集的比例,然后从每个纹理类别中随机选择固定数量的图像作为训练集,余下的全部图像作为测试集.从而使训练集与测试集之间有一定的类别平衡,并能覆盖各种纹理特征.为验证实验结果的稳定性,重复运行实验多次.每次实验中都使用随机划分的方式,将图像分为训练集和测试集,并且都使用相同的分类器进行纹理图像分类,记录每次实验的分类精度.最后将多次实验的分类精度进行平均,得到最终的分类精度结果.通过取平均值,可减少随机性对实验结果的影响,并提高对分类器性能的可靠评估.

表 3 列出了不同算法在不同权重下的分类精度.由表 3 可见,在合适的尺度下能获得更高的分类精度,并且多尺度比单一尺度能获得更高的分类精度.因此,取  $(P, r) = \{(8, 1), (24, 3), (24, 5)\}$ .图 9 为 LBNLBP 算法与单个特征在 4 个数据集上的平均分类精度比较.

表 3 不同算法在不同权重下的分类精度

Table 3 Classification accuracy of different algorithms with different weights

算法名称	TC10(20)	KTH-TIPS(40)	UMD(20)	CURET(46)	%
LPQ <sub>1</sub>	97.29	94.10	91.44	89.78	
LPQ <sub>3</sub>	96.64	95.14	93.55	89.35	
LPQ <sub>5</sub>	96.28	95.73	93.76	91.26	
NLBP <sub>1</sub>	91.98	87.81	88.05	88.19	
NLBP <sub>3</sub>	96.57	91.97	93.11	94.76	
NLBP <sub>5</sub>	95.49	91.29	93.52	94.15	
LPQ <sub>1+3+5</sub>	98.53	97.49	95.18	94.97	
NLBP <sub>1+3+5</sub>	96.89	92.86	93.85	95.31	
LBNLBP	99.09	97.68	96.10	96.27	

表 4~表 7 分别列出了不同算法在 4 个数据集上的分类精度,其中除传统手工方法使用 NNC 分类器,其余方法均使用 SVM 分类器.由表 4~表 7 可见, LBNLBP 算法可以得到较高的分类精度.

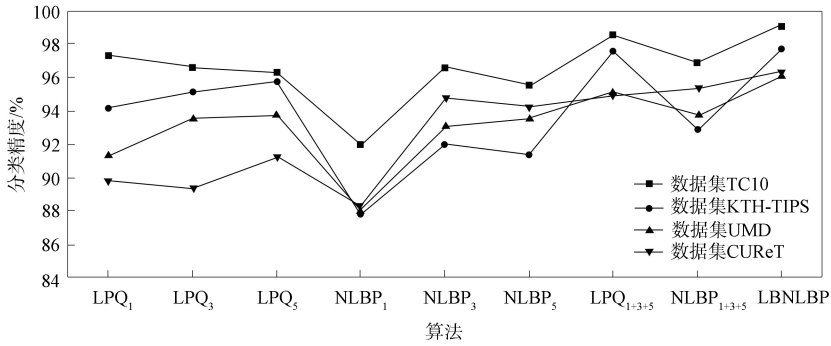


图 9 LBNLBP 算法与单个特征在 4 个数据集上的平均分类精度比较

Fig. 9 Comparison of average classification accuracy between LBNLBP algorithm and single feature on four datasets

表 4 不同算法在数据集 TC10 上的分类精度

Table 4 Classification accuracy of different algorithms on TC10 dataset

算法	分类精度 / %	算法	分类精度 / %
LBP <sup>[19-20]</sup>	85.13	CLEBP_S/M/C/E <sup>[23]</sup>	98.44
SLGP <sup>[21]</sup>	97.79	Xception <sup>[24]</sup>	53.54
ENRLBP <sup>[22]</sup>	93.31	DenseNet <sup>[25]</sup>	84.76
CLEBP_S_M/C/E <sup>[23]</sup>	97.81	LBNLBP	99.09

表 5 不同算法在数据集 KTH-TIPS 上的分类精度

Table 5 Classification accuracy of different algorithms on KTH-TIPS dataset

算法	分类精度 / %	算法	分类精度 / %
CNN <sup>[26]</sup>	93.08	CGRI-LBP <sup>[30]</sup>	93.08
T-CNN <sup>[27]</sup>	96.57	Canny+CNN <sup>[29]</sup>	96.05
Gober <sup>[28]</sup>	91.48	Xception <sup>[24]</sup>	74.92
Prewitt+CNN <sup>[29]</sup>	95.61	DenseNet <sup>[25]</sup>	83.51
Sobel+CNN <sup>[29]</sup>	93.86	LBNLBP	97.68

表 6 不同算法在数据集 UMD 上的分类精度

Table 6 Classification accuracy of different algorithms on UMD dataset

算法	分类精度 / %	算法	分类精度 / %
LBP <sup>[19-20]</sup>	93.14	LNIP <sup>[32]</sup>	89.58
T-CNN <sup>[27]</sup>	93.56	Xception <sup>[24]</sup>	89.16
Gober <sup>[28]</sup>	67.16	DenseNet <sup>[25]</sup>	98.12
LNIP <sup>[31]</sup>	90.42	LBNLBP	96.10

表 7 不同算法在数据集 CUREt 上的分类精度

Table 7 Classification accuracy of different algorithms on CUREt dataset

算法	分类精度 / %	算法	分类精度 / %
LBP <sup>[19-20]</sup>	93.69	CRDP <sub>CPS</sub> <sup>[34]</sup>	95.74
T-CNN <sup>[27]</sup>	97.10	LDENP <sup>[35]</sup>	69.26
Gober <sup>[28]</sup>	94.89	ENRLBP <sup>[22]</sup>	92.17
ILQP <sup>[33]</sup>	91.03	LBNLBP	96.27

实验结果表明, 针对不同数据集, 融合算法的权重占比对分类精度也有影响, LBNLBP 算法在 4 个公共数据集上不同权重下的平均分类精度列于表 8. 由表 8 可见: LBNLBP 算法在数据集 TC10 训练中, 当权重比为 8 : 2 时可达到最高精度, 比 1 : 1 时提高近 0.42 个百分点; 在数据集 UMD 的实验中, 当融合算法的权重比为 7 : 3 时, 分类精度达到 96.10%, 显著高于其他权重比下的结果; 而在数据集 CUREt 上算法权重比为 1 : 1 时可达最高分类精度. 图 10 为 LBNLBP 算法在不同权重下的平均分类精度比较.

表 8 LBNLBP 算法在 4 个公共数据集上不同权重下的平均分类精度

Table 8 Average classification accuracy of LBNLBP algorithm under different weights on four public datasets %

权重占比 (LPQ : NLBP)	数据集			
	TC10	KTH-TIPS	UMD	CUReT
1 : 9	97.39	95.75	95.32	95.02
2 : 8	97.77	96.42	95.61	95.54
3 : 7	98.09	96.88	95.82	95.93
4 : 6	98.42	97.11	95.98	96.17
5 : 5	98.67	97.42	95.99	96.27
6 : 4	98.87	97.49	95.97	96.21
7 : 3	99.05	97.62	96.10	96.10
8 : 2	99.09	97.67	95.92	95.73
9 : 1	98.92	97.68	96.04	95.09

4.2.2 彩色数据集上的实验结果

RGB 颜色空间是目前最常用的颜色空间模型, 它使用红、绿、蓝 3 个分量表示颜色. 实际上还存在其他颜色空间<sup>[36-37]</sup>. HSV 颜色空间<sup>[38]</sup>是 RGB 颜色空间的另一种表示方式, 由色调(H)、饱和度(S)和明度(V)3 个分量构成. 在不同颜色空间下, 纹理图像会呈现不同特征, 在数据集 KTH-TIPS 中取一张 RGB 原图的彩色图片, 如图 11 所示, 可观察到在不同颜色空间下, 纹理的视觉表现和特征有所变化. 不同颜色空间可提供不同的信息和视觉效果, 对纹理分类和识别任务有潜在的影响. 其中, 如果使用 HSV 颜色空间, 则需将 RGB 颜色空间转化为 HSV 颜色空间, 实验结果表明, 使用 HSV 颜色空间分类精度仅为 31.64%. 因此, 本文方法在纹理图像分类任务中, 使用 RGB 颜色空间更合适, 能更好地捕捉纹理特征, 提高图像分类的准确性和性能.

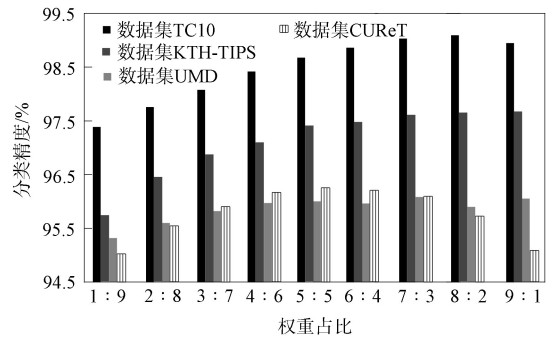
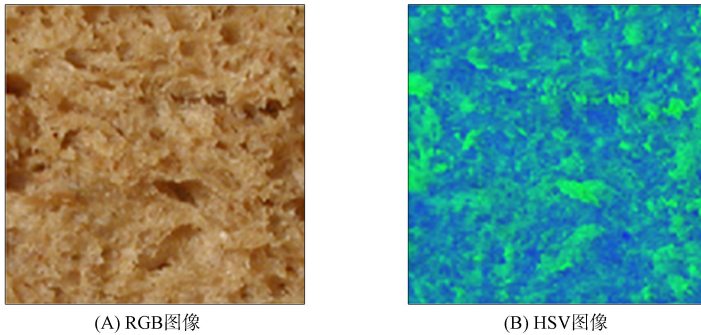


图 10 LBNLBP 算法在不同权重下的平均分类精度比较  
Fig. 10 Comparison of average classification accuracy of LBNLBP algorithm under different weights



(A) RGB图像 (B) HSV图像  
图 11 LBNLBP 算法在不同颜色空间上的纹理图像

Fig. 11 Texture images of LBNLBP algorithm in different color spaces

彩色数据集 KTH-TIPS 共包含 810 张图像, 每张图像的尺寸为 200×200, 在每个不同尺寸下的图像均由摄像机在 3 种不同光照条件下和 3 种不同旋转角度下进行采集. 实验中, 从每个类别中随机选取 40 张图像进行训练, 剩余图像用于测试. 数据集 KTH-TIPS-2b 包括 11 类共 4 752 张图像, 每类图像都包含光照、尺度、角度的变化, 取 2 376 张作为训练集, 2 376 张作为测试集.

在彩色纹理数据集 KTH-TIPS 上对 LPQ 和 NLBP 算法进行实验, 针对不同尺度进行测试. 数据集 KTH-TIPS 有 810 张尺寸为 200×200 的彩色图像, 共划分为 10 类. 每类随机取 40 张作为训练集, 剩余用于测试, 实验结果列于表 9. 表 9 中, ①表示在采样半径  $r=1$ , 采样点数  $P=8$ , 窗口大小

winSize=3 的尺度下进行特征提取; ②表示在采样半径  $r=3$ , 采样点数  $P=24$ , 窗口大小 winSize=7 的尺度下进行特征提取; ③表示在采样半径  $r=5$ , 采样点数  $P=24$ , 窗口大小 winSize=11 的尺度下进行特征提取; ④表示前 3 种布局的整合.

表 9 4 种布局下不同算法的分类精度

Table 9 Classification accuracy of different algorithms under four layouts

算法	通道	①	②	③	④
LPQ	R	94.69	95.12	94.83	97.09
	G	94.31	94.93	95.67	96.94
	B	94.39	92.92	92.26	96.77
	RGB	95.52	95.76	96.22	97.29
NLBP	R	86.31	90.96	90.35	92.24
	G	87.03	91.57	91.34	92.93
	B	84.67	90.62	90.52	92.03
	RGB	89.02	93.46	93.23	94.37
LBNLBP	R	94.33	95.20	94.97	96.58
	G	95.18	96.04	95.84	97.44
	B	94.81	95.42	94.72	96.61
	RGB	95.78	96.57	96.33	97.69

由表 9 可见, 在 LPQ 算法的各单颜色通道和单一尺度下, 分类精度的范围为 92.26% ~ 95.67%. 除布局为①的 NLBP 算法在该布局下分类精度低于 90%外, 其他布局下的分类精度均达到 90%以上. 在单一尺度下, 分类精度的范围为 84.67%~96.57%; 而在多尺度级联情况下, 分类精度的范围提高至 92.03%~97.69%. 实验结果表明, 多尺度级联能进一步提高分类准确性.

图 12 为 4 种布局下不同算法在数据集 KTH-TIPS 上的分类精度比较. 由图 12 可见, 在彩色图像数据集中 LBNLBP 算法有很好的分类效果, 相比于单一算法在多尺度级联情况下也有很大提高. 不同算法在彩色纹理数据集 KTH-TIPS-2b 上的分类精度列于表 10. 由表 10 可见, 本文方法优于大多数算法.

表 10 不同算法在数据集 KTH-TIPS2-b 上的分类精度

Table 10 Classification accuracy of different algorithms on KTH-TIPS2-b dataset

算法	分类精度/%	算法	分类精度/%
LBP+LCC <sup>[39]</sup>	95.9	CELBP <sup>[43]</sup>	96.2
CLBP <sup>[40]</sup>	97.9	LIOP <sup>[44]</sup>	44.5
LCVBP <sup>[41]</sup>	97.6	LGONBP <sup>[4]</sup>	94.5
MRELBP <sup>[42]</sup>	98.1	LBNLBP	98.4

4.2.3 满族八旗旗帜数据集上的实验结果

在该数据集上, 从每个类别的图像中分别随机选取 20,45,70,95,120,140 张图像用于训练, 剩余图像用于测试. 因此, 训练集的数量分别为 160,360,560,760,960,1 120 张图像. 由于本文方法是在基于 LGONBP 描述符的 NLBP 算法的基础上进行扩展, 因此在该数据集中, 重点比较了该方法的性能. 鉴于 LGONBP 算法的局限性, 仅适用于灰度图像, 但在本文对该算法进行了拓展性测试, 将其应用于彩色纹理图像. 分别在彩色图像的 3 个通道中提取特征, 并将全部特征进行整合, 用于纹理分类. 满族八旗图像数据集上不同算法的平均分类精度列于表 11, 表 11 展示了扩展后的方法在彩色纹理分

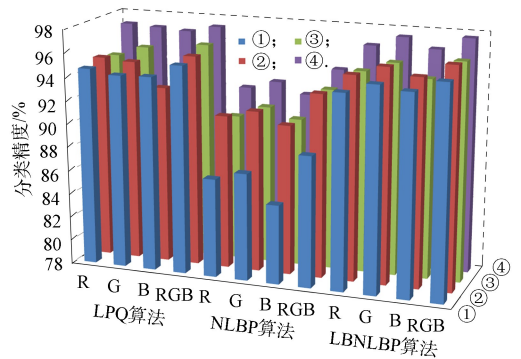


图 12 4 种布局下不同算法在数据集 KTH-TIPS 上的分类精度比较

Fig. 12 Comparison of classification accuracy of different algorithms on KTH-TIPS dataset under four layouts

类任务上的性能.

表 11 满族八旗图像数据集上不同算法的平均分类精度

Table 11 Average classification accuracy of different algorithms on Manchu Eight Banners image dataset %

算法	操作空间	训练数目/张					
		160	360	560	760	960	1 120
LPQ	RGB	47.25	58.49	65.13	69.42	72.51	74.56
LGONBP	RGB	50.04	66.39	71.82	75.33	77.73	79.37
LBNLBP	灰色空间	56.78	66.98	71.98	75.13	77.49	78.88
LBNLBP	RGB	73.68	85.91	90.49	92.86	94.72	95.51

由表 11 可见,在满族八旗旗帜图像数据集上,将彩色图像转化为灰度图像处理时,效果不如直接在 RGB 空间上进行特征提取更好.因此,对满族八旗旗帜图像的分类选择在彩色图像上进行更合适.这些结果将为后续研究工作提供有价值的参考,并为满族旗帜图像分类和识别的应用提供实验基础.同时,也有助于推动相关领域的研究及进一步改进算法性能.

由实验结果可见,在自建的旗帜图像数据集中,当训练图像为 1 120 张时,LBNLBP 算法的平均分类精度达 95.51%,高于其他算法.并且随着训练集中图像的增多,所有算法的平均分类精度也随之增高.综合比较 LBNLBP 和其他算法在满族八旗旗帜图像数据集上的分类表现,证明了本文 LBNLBP 算法分类性能更好.

综上所述,为提高纹理特征提取算法的鲁棒性,将局部特征与非局部特征相结合,降低干扰因素对特征提取产生的影响,本文基于非局部二值模式和局部相位量化,提出了一种多尺度特征融合算法 LBNLBP,并在灰度公共数据集和彩色公共数据集上进行了测试.测试结果表明,本文融合方法在灰度图像和彩色图像分类任务中,其分类精度均显著高于基于单一特征提取方法的结果,证明了该方法在纹理特征提取和图像分类方面的有效性.

参 考 文 献

[1] 聂东研. 材质表面纹理的触觉识别算法研究 [D]. 长春: 吉林大学, 2022. (NIE D Y. Research on Tactile Recognition Algorithms for Material Surface Textures [D]. Changchun: Jilin University, 2022.)

[2] 陈汗青, 万艳玲, 王国刚. 数字图像处理技术研究进展 [J]. 工业控制计算机, 2013, 26(1): 72-74. (CHEN H Q, WAN Y L, WANG G G. Research Progress on Digital Image Processing Technology [J]. Industrial Control Computer, 2013, 26(1): 72-74.)

[3] OJALA T, PIETIKÄINEN M, HARWOOD D. A Comparative Study of Texture Measures with Classification Based on Featured Distributions [J]. Pattern Recognition, 1996, 29(1): 51-59.

[4] SONG T C, FENG J, LUO L, et al. Robust Texture Description Using Local Grouped Order Pattern and Non-local Binary Pattern [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2020, 31(1): 189-202.

[5] OJANSIVU V, HEIKKILA J. Blur Insensitive Texture Classification Using Local Phase Quantization [J]. Lecture Notes in Computer Science, 2008, 5099: 236-243.

[6] TRAN C K, NGO T H, NGUYEN C N, et al. SVM-Based Face Recognition through Difference of Gaussians and Local Phase Quantization [J]. International Journal of Computer Theory and Engineering, 2021, 13(1):1-8.

[7] 宋志刚. 融合通道特征的彩色纹理图像分类新方法研究 [D]. 镇江: 江苏科技大学, 2022. (SONG Z G. Research on a New Method for Color Texture Image Classification Based on Fusion Channel Features [D]. Zhenjiang: Jiangsu University of Science and Technology, 2022.)

[8] 汪方斌, 金蓄, 朱达荣, 等. 基于 RGB 颜色空间的红外偏振人脸识别 [J]. 激光与光电子学进展, 2022, 59(12): 535-543. (WANG F B, JIN X, ZHU D R, et al. Infrared Polarized Face Recognition Based on RGB Color Space [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2022, 59(12): 535-543.)

[9] 郑兰. 优化的模糊 C 均值聚类在布依族服饰图像分割中的研究 [D]. 贵阳: 贵州民族大学, 2022. (ZHENG L. Research on Optimized Fuzzy C-Means Clustering in Bouyei Costume Image Segmentation [D]. Guiyang: Guizhou Minzu University, 2022.)

- [10] 雷秦川. 少数民族服饰图像处理关键技术研究及应用 [D]. 昆明: 云南师范大学, 2020. (LEI Q C. Research and Application of Key Technologies in Ethnic Minority Costume Image Processing [D]. Kunming: Yunnan Normal University, 2020.)
- [11] 申旭梅. 基于内容的少数民族服饰图像检索技术研究及实现 [D]. 昆明: 云南师范大学, 2016. (SHEN X M. Research and Implementation of Content-Based Ethnic Minority Costume Image Retrieval Technology [D]. Kunming: Yunnan Normal University, 2016.)
- [12] 徐红梅. 民族服饰文化传承中的图像记录研究 [D]. 重庆: 西南大学, 2011. (XU H M. Research and Implementation of Content-Based Ethnic Minority Costume Image Retrieval Technology [D]. Chongqing: Southwest University, 2011.)
- [13] 王蛟, 王维英, 杜宇琦. 满族纹样在现代皮革服饰的应用 [J]. 西部皮革, 2023, 45(15): 68-70. (WANG J, WANG W Y, DU Y Q. Application of Manchu Patterns in Modern Leather Clothing [J]. West Leather, 2023, 45(15): 68-70.)
- [14] 徐晨瑜. 清朝满族服饰文化特征研究 [J]. 西部皮革, 2023, 45(8): 45-47. (XU C Y. Research on the Cultural Characteristics of Manchu Costumes in the Qing Dynasty [J]. West Leather, 2023, 45(8): 45-47.)
- [15] 张雨, 王强, 李柏林, 等. 多尺度自适应阈值局部三值模式编码算法 [J]. 计算机应用研究, 2020, 37(3): 936-939. (ZHANG Y, WANG Q, LI B L, et al. Multi-scale Adaptive Threshold Local Ternary Pattern Encoding Algorithm [J]. Application Research of Computers, 2020, 37(3): 936-939.)
- [16] 童莹. 基于空间多尺度 HOG 特征的人脸表情识别方法 [J]. 计算机工程与设计, 2014, 35(11): 3918-3922. (TONG Y. Facial Expression Recognition Method Based on Spatial Multi-scale HOG Features [J]. Computer Engineering and Design, 2014, 35(11): 3918-3922.)
- [17] 龙力. 多特征融合的纹理图像分类研究 [J]. 数字技术与应用, 2017(11): 109-112. (LONG L. Research on Texture Image Classification Based on Multi-feature Fusion [J]. Digital Technology & Application, 2017(11): 109-112.)
- [18] 万伟, 刘子龙, 孙帅, 等. 基于多特征融合的防爆自动导引车避障方法研究 [J]. 软件工程, 2021, 24(3): 12-15. (WAN W, LIU Z L, SUN S, et al. Research on Obstacle Avoidance Method for Explosion-Proof Automated Guided Vehicles Based on Multi-feature Fusion [J]. Software Engineering, 2021, 24(3): 12-15.)
- [19] MA D D, CHEN Z Q, LIAO Q M. Tree-Shaped Sampling Based Hybrid Multi-scale Feature Extraction for Texture Classification [C]//International Conference on Image Processing, ICIP. Piscataway, NJ: IEEE, 2018: 2087-2091.
- [20] XU X C, LI Y B, WU Q M J. A Multiscale Hierarchical Threshold-Based Completed Local Entropy Binary Pattern for Texture Classification [J]. Cognitive Computation, 2020, 12(1): 224-237.
- [21] SONG T C, XIN L L, GAO C Q, et al. Grayscale-Inversion and Rotation Invariant Texture Description Using Sorted Local Gradient Pattern [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2018, 25(5): 625-629.
- [22] 孙有涵. 基于特征融合的图像检索算法研究 [D]. 长春: 吉林大学, 2020. (SUN Y H. Research on Image Retrieval Algorithms Based on Feature Fusion [D]. Changchun: Jilin University, 2020.)
- [23] XU X C, LI Y B, WU Q M J. A Multiscale Hierarchical Threshold-Based Completed Local Entropy Binary Pattern for Texture Classification [J]. Cognitive Computation, 2020, 12(1): 224-237.
- [24] CHOLLET F. Xception: Deep Learning with Depthwise Separable Convolutions [C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ: IEEE, 2017: 1800-1807.
- [25] HUANG G, LIU Z, VAN DER MAATEN L, et al. Densely Connected Convolutional Networks [C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ: IEEE, 2017: 2261-2269.
- [26] 窦慧, 张凌茗, 韩峰, 等. 卷积神经网络的可解释性研究综述 [J]. 软件学报, 2024, 35(1): 159-184. (DOU H, ZHANG L M, HAN F, et al. A Survey on the Interpretability of Convolutional Neural Networks [J]. Journal of Software, 2024, 35(1): 159-184.)
- [27] ANDREARCZYK V, WHELAN P F. Using Filter Banks in Convolutional Neural Networks for Texture Classification [J]. Pattern Recognition Letters, 2016, 84: 63-69.
- [28] ARIVAZHAGAN S, GANESAN L, PRIYAL S P. Texture Classification Using Gabor Wavelets Based Rotation Invariant Features [J]. Pattern Recognition Letters, 2006, 27(16): 1976-1982.

- [29] 李光明, 薛丁华, 加小红, 等. 基于多尺度图像增强结合卷积神经网络的纸病识别分类 [J]. 中国造纸, 2018, 37(8): 47-54. (LI G M, XUE D H, JIA X H, et al. Paper Defect Recognition and Classification Based on Multi-scale Image Enhancement Combined with Convolutional Neural Networks [J]. China Pulp & Paper, 2018, 37(8): 47-54.)
- [30] SONG T C, XIN L L, LUO L, et al. Completed Grayscale-Inversion and Rotation Invariant Local Binary Pattern for Texture Classification [C]//International Conference on Pattern Recognition. Piscataway, NJ: IEEE, 2018: 2642-2647.
- [31] VERMA M, RAMAN B. Local Neighborhood Difference Pattern: A New Feature Descriptor for Natural and Texture Image Retrieval [J]. Multimedia Tools and Applications, 2018, 77(10): 11843-11866.
- [32] BANERJEE P, BHUNIA A K, BHATTACHARYYA A, et al. Local Neighborhood Intensity Pattern—A New Texture Feature Descriptor for Image Retrieval [J]. Expert Systems with Applications, 2018, 113: 100-115.
- [33] ARMI L, FEKRI-ERSHAD S. Texture Image Classification Based on Improved Local Quinary Patterns [J]. Multimedia Tools and Applications, 2019, 78(14): 18995-19018.
- [34] PAN Z B, WU X Q, LI Z Y. Central Pixel Selection Strategy Based on Local Gray-Value Distribution by Using Gradient Information to Enhance LBP for Texture Classification [J]. Expert Systems with Applications, 2019, 120(4): 319-334.
- [35] PILLAI A, SOUNDRAPANDIYAN R, SATAPATHY S, et al. Local Diagonal Extrema Number Pattern: A New Feature Descriptor for Face Recognition [J]. Future Generation Computer Systems, 2018, 81(4): 297-306.
- [36] 杨鸽, 郑嘉龙, 王莹. 基于 HSV 与 RGB 颜色空间的人体检测与跟踪算法 [J]. 自动化技术与应用, 2022, 41(9): 17-20. (YANG G, ZHENG J L, WANG Y. Human Detection and Tracking Algorithm Based on HSV and RGB Color Spaces [J]. Techniques of Automation and Applications, 2022, 41(9): 17-20.)
- [37] 徐佳, 曲怀敬, 张志升, 等. 基于多特征融合的 HSV 空间彩色纹理图像检索 [J]. 计算机与数字工程, 2021, 49(11): 2342-2347. (XU J, QU H J, ZHANG Z S, et al. Color Texture Image Retrieval in HSV Space Based on Multi-feature Fusion [J]. Computer & Digital Engineering, 2021, 49(11): 2342-2347.)
- [38] 曹灿灿, 龚声蓉, 周立凡, 等. 基于 HSV 颜色空间特征的视频烟雾检测 [J]. 计算机技术与发展, 2022, 32(5): 171-175. (CAO C C, GONG S R, ZHOU L F, et al. Video Smoke Detection Based on HSV Color Space Features [J]. Computer Technology and Development, 2022, 32(5): 171-175.)
- [39] CUSANO C, NAPOLETANO P, SCHETTINI R. Combining Local Binary Patterns and Local Color Contrast for Texture Classification under Varying Illumination [J]. Journal of Optical Society of America A: Optics Image Science and Vision, 2014, 31(7): 1453-1461.
- [40] GUO Z H, WANG X Z, ZHOU J, et al. Robust Texture Image Representation by Scale Selective Local Binary Patterns [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2016, 25(2): 687-699.
- [41] LEE S H, CHOI J Y, RO Y M, et al. Local Color Vector Binary Patterns from Multichannel Face Images for Face Recognition [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 21(4): 2347-2353.
- [42] LIU L, LAO S Y, FIEGUTH P W, et al. Median Robust Extended Local Binary Pattern for Texture Classification [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2016, 25(3): 1368-1381.
- [43] 冀中, 聂林红. 基于抗噪声局部二值模式的纹理图像分类 [J]. 计算机研究与发展, 2016, 53(5): 1128-1135. (JI Z, NIE L H. Texture Image Classification Based on Noise-Resistant Local Binary Patterns [J]. Journal of Computer Research and Development, 2016, 53(5): 1128-1135.)
- [44] WANG Z H, FAN B, WU F C. Local Intensity Order Pattern for Feature Description [C]//2011 International Conference on Computer Vision. Piscataway, NJ: IEEE, 2011: 603-610.

(责任编辑: 韩 啸)