

# 利用图像熵和复杂网络的中国画分类方法

王 民, 王羽笙, 刘 涛, 胡 毅, 肖 磊

西安建筑科技大学信息与控制工程学院, 陕西 西安 710055

**摘要** 与以题款印鉴为主要依据的人工分类方法不同,采用图像内容特征作为计算机分类的信息来源,是数字化中国画管理的重要工作。针对数字化中国画存在的各种不规范问题和已有特征提取算法的一些不足,提出了基于图像熵的分块筛选方法,与复杂网络理论相结合来提取中国画的纹理特征,并使用支持向量机进行分类。实验结果表明,该方法能有效地提取中国画纹理特征并进行分类,且在图像不规范的情况下依然有较好的表现。

**关键词** 图像处理; 图像分析; 纹理特征; 复杂网络; 图像熵

中图分类号 TP391.411 文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP54.021008

## Chinese Painting Classification Method Using Image Entropy and Complex Network

Wang Min, Wang Yusheng, Liu Tao, Hu Yi, Xiao Lei

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

**Abstract** Different from the artificial classification of the inscription and seal, the computer classification uses image content characteristic as a source of information and is a key work in the digital management. Aiming at the non-standard problems and deficiencies of the existing feature extraction algorithms, a segmentation filtering method based on image entropy is proposed. The texture characteristics of traditional Chinese paintings are extracted by the method combined with the complex network theory, and then a support vector machine is used to classify. Experimental results show that this method can effectively extract textural features and categorize Chinese paintings, and it still has a good performance in the case of non-standard images.

**Key words** image processing; imaging analysis; textural features; complex network; image entropy

**OCIS codes** 100.2960; 110.2960; 100.2000

## 1 引言

中国画是我国艺术和文化的重要表现形式。目前,数字化对其保存和传播具有极其重要的意义。数字化管理的重要环节是根据作者信息对中国画进行分类。随着计算机图像处理和图像识别技术的发展,越来越多的研究者利用图像特征和纹理分析来进行图像分类。

常见的图像特征包括灰度特征、纹理特征和几何形状特征等,其中前两者属于内部特征,几何形状特征属于外部特征。利用特征提取获得的矢量集合进行特征选择是分类识别的关键问题之一。纹理分析是通过一定的图像处理技术抽取纹理特征,从而获得纹理的定量或定性描述的过程。随着研究的不断深入,纹理分析的应用也越来越广<sup>[1-2]</sup>。

与西方绘画注重色彩和结构的绘画方式不同,中国画主要通过水墨和线条来描绘对象。故中国画的分类工作无法直接借鉴国外已有方法。在中国画中,不同作者的笔法会有一定区别,很大程度上体现在皴法

收稿日期: 2016-09-26; 收到修改稿日期: 2016-11-09

基金项目: 陕西省自然科学基金面上项目(2014JM8343)

作者简介: 王 民(1959—),男,本科,教授,主要从事数字语音处理、多媒体通信技术等方面的研究。

E-mail: 1550045900@qq.com

上,而皴法可以看作是纹理。故本文将依靠图像内容进行中国画的分类工作。随着数字化中国画收录的不断增多,出现了各种各样不规范的作品文件,例如破损、污染、断裂、不规则形状、扫描不规范以及缺少作者信息的文件等。然而,传统方法对于不规范中国画的纹理提取具有一定的局限性。

网络是一种拓扑结构,该结构能够表示许多现实中存在的系统。如果以节点表示个体,以边表示节点之间的关系,那么一个网络便可以由众多节点和边的关系组成<sup>[3]</sup>。根据节点与边的关系可以将网络分为不同种类:1)由规则结构表示系统节点关系的网络称为规则网络;2)由概率表示节点连边与否的网络则称之为概率网络。然而,随着研究的深入,出现了大量无法归为以上两类的真实网络,因其连接复杂多变,故称之为复杂网络<sup>[4]</sup>。

复杂网络具备很强的灵活性和多变性,在表示自然结构时表现出较高的通用性<sup>[5]</sup>。因此,复杂网络理论的相关研究变得越来越广泛,并成为热门<sup>[4,6]</sup>。文献<sup>[7]</sup>对纹理进行了定义,即图像的纹理可以被定义为像素强度(也就是灰度值)在空间内的变化函数。根据这一定义,可以将一幅灰度图像用复杂网络进行表示。Chalumeau等<sup>[8]</sup>研究过如何在复杂网络中表征纹理的问题,如果以节点来表示像素,那么节点之间的链接则可以表示像素间的相似程度。在一个网络中,与一个节点所连接的边的数目称为这个节点的节点度。不难看出,不同类型的纹理会表现出不同的节点度分布特性,而节点度的分布特性则代表了这些纹理的特征。因此,研究复杂网络的节点度分布是使用复杂网络分析纹理的关键问题。

文献<sup>[9]</sup>提出了一种用于纹理分析的复杂网络理论。目前,该算法已在国外的图像检索<sup>[10]</sup>、颜色对象分类<sup>[11]</sup>和织布鸟巢纹理分析<sup>[12]</sup>等工作上得到了应用。本文提出了基于图像熵的分块筛选方法,结合该复杂网络理论对中国画的纹理特征进行提取,对每个画家的笔法风格进行量化表示,最后使用支持向量机(SVM)进行基于绘画内容的中国画分类。

## 2 复杂网络纹理提取

### 2.1 网络计算

在一幅灰度图像中,每个像素包含灰度和位置两个信息。纹理可以被定义为像素之间的关联信息,可认为纹理是像素的一种二元结构。在灰度图像  $I$  中,用  $g=0, \dots, L$  来表示像素的灰度值,并令  $I(x, y)=g$ , 其中  $x=0, \dots, M, y=1, \dots, N$  表示像素  $I(x, y)$  的坐标。将每个像素  $I(x, y)$  作为一个节点  $\nu_{x,y} \in V$ , 设定一个网络半径  $r$ , 当两个节点的欧氏距离小于或等于  $r$  时,认为这两个像素是相连的,并将连通两像素的边定义为  $e = (\nu_{x,y}, \nu_{x',y'}), e_{x,y} \in E$ , 则有<sup>[9]</sup>

$$E = \{e = (\nu_{x,y}, \nu_{x',y'}) \in I \times I \mid \sqrt{(x-y')^2 + (x'-y)^2} \leq r\}. \quad (1)$$

对每条边  $e$ , 给定一个权值  $w(e)$ , 定义为

$$w(e) = \frac{(x-x')^2 + (y-y')^2 + r^2}{L} \frac{|I(x, y) - I(x', y')|}{L}, \quad (2)$$

式中包含了两像素间的欧式距离以及其之间灰度差,  $r$  为网络半径。至此,可得到一个像素与周围像素的关联信息,即图像的局部纹理。上述公式通过对灰度值的归一化,确保了像素的几何信息和灰度信息具有相同的权重。

进一步对权值  $w(e)$  归一化为

$$w(e) = \frac{(x-x')^2 + (y-y')^2 + r^2}{2r^2} \frac{|I(x, y) - I(x', y')|}{L}, \quad (3)$$

式中归一化使用的分母为  $w(e)$  的最大值  $2r^2$ , 即两像素间灰度差及距离均达到最大值时  $w(e)$  的取值。

### 2.2 纹理特征计算

根据(3)式的计算,每个节点都会呈现出相似的连接数,计算出的矩阵会表现出规律性且不是复杂网络,造成算法无法达到预期效果。因此,有必要将其变换成一个复杂网络,使其具备纹理分析的可能性。

首先,设节点  $\nu$  的节点度为  $\deg(\nu)$ , 它表示和  $\nu$  相连的节点数。令  $c$  为  $\nu$  的临点,则  $\nu$  的节点度可表示为

$$\deg(\nu) = |\{e \in E \mid \nu \in e\}| = |\partial\nu = \{\nu' \in V \mid (\nu, \nu') \in E\}| = |\partial\nu|, \quad (4)$$

式中  $|\partial|_v$  表示  $\partial_v$  中的元素数目。通过计算每个节点  $v \in V$  的节点度, 便可以得到灰度图像的节点度直方图  $h$  为

$$h(i) = \sum_{v \in V} \delta[\deg(v), i], \quad (5)$$

式中

$$\delta(i, j) = \begin{cases} 1, & i = j \\ 0, & i \neq j \end{cases} \quad (6)$$

该直方图可表示网络的拓扑结构, 并作为数据来源从中计算出直方图的统计量。在计算直方图统计量前, 首先要计算直方图  $h(i)$  的概率密度函数  $p(i)$ , 即

$$p(i) = \frac{h(i)}{\sum_{i=0}^k h(i)}, \quad (7)$$

式中  $k = \max[\deg(v)]$ 。

之后, 由节点度直方图概率密度函数可计算出图像对应的 4 个特征值: 均值、对比度、能量和熵, 分别表示为

$$M = \sum_{i=0}^k i p(i), \quad (8)$$

$$C = \sum_{i=0}^k p(i) i^2, \quad (9)$$

$$N = \sum_{i=0}^k p^2(i), \quad (10)$$

$$H = \sum_{i=0}^k p(i) \log_2 p(i). \quad (11)$$

### 2.3 复杂网络的演化

以上的计算都是基于复杂网络的静态特性, 然而在实际应用中, 对复杂网络的特征提取必须要考虑其静态结构与动态变化的相互作用, 既网络的演化过程。因此, 先对原始网络进行一定的变换, 再计算变换后网络的特征, 这里采用对边集  $E$  限定动态阈值的方式。

首先, 通过选定一个阈值  $t$ , 令  $e \in E_t$  中的每条边的权值  $w(e) \leq t$ , 这样就从原边集  $E$  中选出了一个子集  $E_t, E_t \in E$ 。通过  $E_t$  和  $V$ , 可定义一个新的网络  $c$ , 它表示网络变化的一个中间过程, 该变化过程可表示为

$$E_t = \delta_t(E) = \{e \in E \mid w(e) \leq t\}. \quad (12)$$

然后, 通过应用一系列阈值  $T, t \in T$ , 便可对灰度图像的节点度直方图进行动态特征分析。该过程可以理解为对一个变化中的复杂网络在其生命周期内对其进行等间隔采样。最后, 由复杂网络的演化特征, 得到由一组特征值组成的特征向量。以均值为例, 可写为

$$\mathbf{M} = [M_{t_1}, \dots, M_{t_M}], t_i \in T, \quad (13)$$

式中  $M_{t_i}$  表示阈值  $t$  取  $t_i$  时直方图的均值。

最后, 将均值、对比度、能量和熵这 4 组特征值组合起来, 便形成了一个包含局部和全局、动态和静态信息, 具备纹理表征能力的特征向量  $\mathbf{F} = [\mathbf{M}, \mathbf{C}, \mathbf{N}, \mathbf{H}]$ 。其过程可表示为

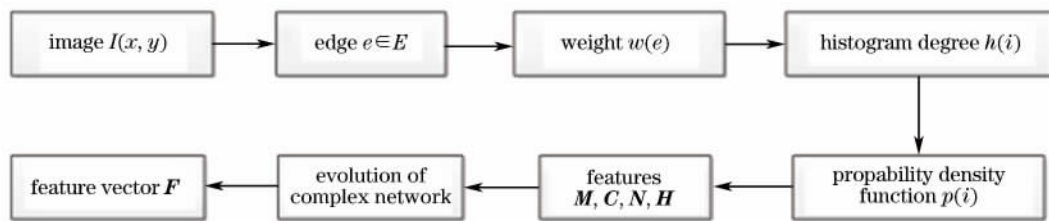


图1 复杂网络算法流程图

Fig. 1 Flow chart of complex network algorithm

### 3 基于图像熵的分块筛选

值得注意的是, 复杂网络在实验中也表现出一定的缺陷, 其计算量会随着输入图像的尺寸迅速增加, 使其无法计算大分辨率的灰度图像。虽然在低分辨率纹理的识别中表现出较好的效果, 但在很多场景中并不能满足使用需求。在处理高分辨率图像时, 往往会进行一定处理以充分利用其包含的大量信息<sup>[13]</sup>。

对此, 本文提出基于图像熵的分块筛选机制, 以处理大分辨率的图像。关晓慧等<sup>[14]</sup>通过手动选取中国画中的树木块和岩石块进行真伪鉴别, 并取得了不错的效果。然而这种方法工作量大, 并且有一定的主观人为因素。

在中国画分类中, 包含作画细节信息较多的图像块可以认为是有用的, 例如树干、树叶、山石等; 反之可以认为是没用的, 如留白、边框、题词等(题款和印鉴不属于作画手法, 对本文算法并无帮助, 应独立分析)。而一幅图像的有用程度则体现在其包含的信息量上。

信息熵可以量化地表示图像包含的信息量大小。因此, 通过分析一幅图像的图像熵, 便可得知该图像所包含的信息量<sup>[15]</sup>。图像熵可定义为图像中不同灰度的熵的累加<sup>[16]</sup>, 即

$$S = - \sum_{m=0}^{255} p_m \lg(p_m), \quad (14)$$

式中  $p_m$  表示灰度值为  $m$  的像素在对应图像中出现的概率。

本文提出的基于图像熵的分块筛选机制通过提取有用块、去除无用块的方式来对样本进行优化, 分块筛选的具体实现过程如下。

1) 将一幅  $x \times y$  的灰度图像以  $k \times k$  的尺寸进行分割, 得到  $n$  个  $k \times k$  大小的候选子图像块, 并分别计算每个图像块的熵  $E_i$ , 即

$$S_i = - \sum_{m=0}^{255} p_{i_m} \lg(p_{i_m}), \quad (15)$$

式中  $p_{i_m}$  表示灰度值为  $m$  的像素在第  $i$  个图像块中出现的概率。当  $x$  或  $y$  不是  $k$  的整数倍时, 会产生一些非正方形的矩形块, 但是不会对计算产生影响。

2) 对所得的子图像块进行初步的筛选, 并给定一个较小阈值  $t$ , 当  $S_i < t$  时, 舍弃该图像块, 反之保留为候选。这么做的目的是针对留白较多的中国画, 去除其中空白的区域, 以降低中国画的构图差异对纹理提取造成的干扰。当遇到整幅图中含有细节信息的图像块比例较少的情况时, 该处理能够有效地减少下一步的计算量。

3) 通过自适应阈值  $T$  进行最后筛选。当  $S_i < T$  时, 舍弃候选图像块, 反之保留。对阈值  $T$  进行计算<sup>[17]</sup>。首先, 计算经过第二步筛选后所有候选图像的平均熵  $S_0$  为

$$S_0 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left[ - \sum_{m=0}^{255} p_{i_m} \lg(p_{i_m}) \right]. \quad (16)$$

然后, 以  $S_0$  为初始值, 进行迭代

$$T_{i+1} = \frac{1}{2} \left[ \frac{\sum_{S=S_{\min}}^{T_i} S \cdot h(S)}{\sum_{S=1}^{T_i} h(S)} + \frac{\sum_{S=T_i+0.1}^{S_{\max}} S \cdot h(S)}{\sum_{S=T_i+0.1}^{S_{\max}} h(S)} \right], \quad (17)$$

式中  $S$  为候选图像块的熵,  $h(S)$  为具有该熵值的候选图像块个数,  $S_{\min}$  为候选图像块熵的最小值,  $S_{\max}$  为其最大值。当  $|T_{i+1} - T_i| \leq \epsilon$  ( $\epsilon$  为选定的极小值) 时停止迭代<sup>[18]</sup>, 并取  $T_i = T$  作为最终阈值。

第三步的目的是去除中国画中涂抹以及细节较少的区域, 将能够体现画家皴法的区域留下, 比如岩石、树干、树叶和羽毛等细节。正是这些细节能够作为鉴别中国画作者的依据。在经过分块筛选后, 每个图像块都可以作为复杂网络的输入。

#### 1) 例 1: 山水画

以黄公望《富春山居图》的局部作为示例, 使用上述方法进行分块筛选, 其分块结果如图 2 所示, 分块筛选结果如图 3 所示。可以看到, 所留下来的图像块均为山石、树木、河流等包含了大量纹理特征的细节部分, 这些部分均能够表现画家的作画手法。

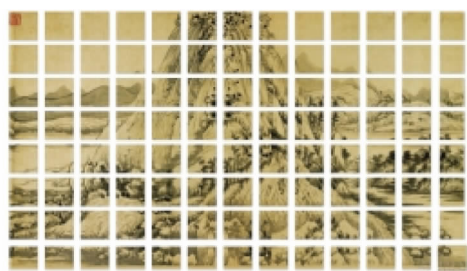


图 2 山水画的分块结果

Fig. 2 Segmenting results of landscape painting

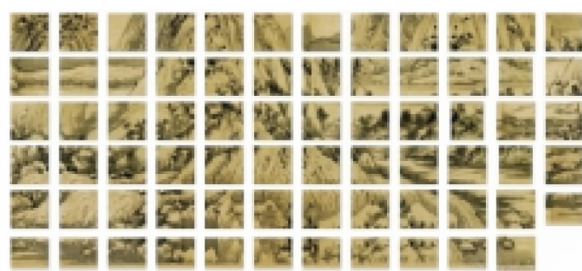


图 3 山水画的分块筛选结果

Fig. 3 Segmentation filtering results of landscape painting

## 2) 例 2: 花鸟画

以郑板桥的竹子为例,使用上述方法进行分块筛选,其分块结果如图 4 所示,分块筛选结果如图 5 所示。可以看到,筛选之后的图像块主要为竹子的叶片部分,以及一些竹竿部分。与此同时,空白部分和题词部分则被很好地去掉了。

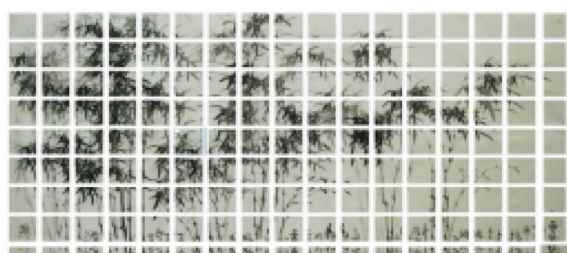


图 4 花鸟画的分块结果

Fig. 4 Segmenting results of flower-and-bird painting

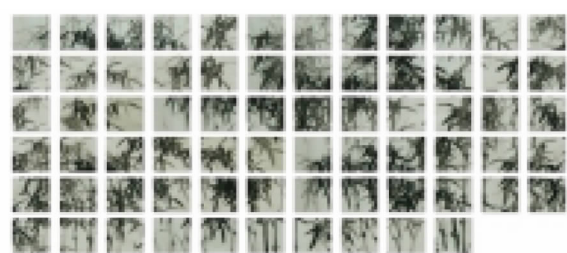


图 5 花鸟画的分块筛选结果

Fig. 5 Segmentation filtering results of flower-and-bird painting

## 3) 例 3: 扇面

并非所有中国画都以矩形规则出现在画布上,有相当一部分中国画形状并不规则。以扇面为例,其分块结果如图 6 所示,分块筛选结果如图 7 所示。可以看出,扇面以外的区域由于图像熵较低,可以排除。与扇面类似,该方法对于各种不规则或者破损的中国画也有较好的适应性。

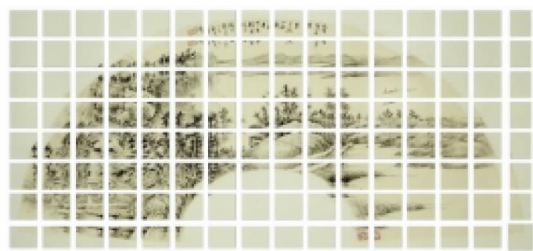


图 6 扇面的分块结果

Fig. 6 Segmenting results of fanning

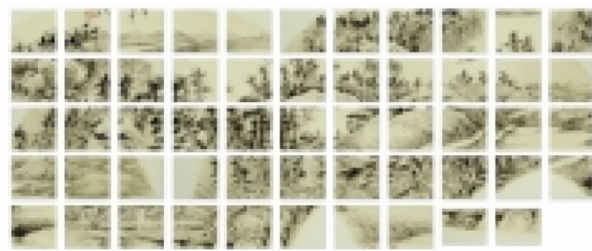


图 7 扇面的分块筛选结果

Fig. 7 Segmentation filtering results of fanning

## 4 实 验

## 4.1 实验方案

为验证本文算法在中国画分类工作中的效果,选择 6 位画家,分别收集其 30 幅画作,最终数据共 180 幅。其分辨率均在 500 pixel×500 pixel 以上。根据文献[19]的实验结果,在国画分类中 SVM 有着较好的效果,故本文也使用 SVM 作为分类器。对于每位画家,取其前 15 幅用于 SVM 训练,后 15 幅用于 SVM 分类识别。

分类的过程包括图像灰度化、图像分块筛选、复杂网络计算、特征向量提取、分类器训练和分类识别 5 个步骤。高分辨率的图像经过分块筛选后,生成若干个大小一致的子图像块,这些图像块由复杂网络算法计算出其对应的复杂网络,之后由该网络计算出对应的节点度直方图,并根据动态阈值依次计算均值、对比度、能量和熵这 4 个特征向量。最后,将这些特征向量分别输入 SVM,用于其训练和分类。其过程如图 8 所示。

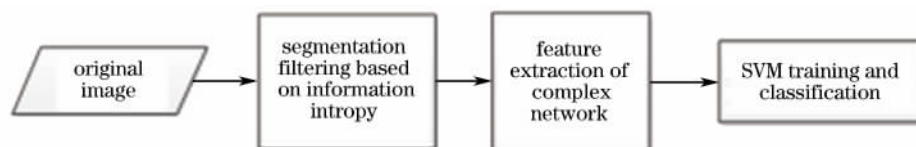


图8 本文算法流程图

Fig. 8 Flow chart of the proposed algorithm

分块筛选后,训练样本的数量有了大幅提升,每幅原图像都能够生成很多训练样本,这就解决了部分画家训练样本不足的问题。由于分类样本从单一图像变为属于同一图像的若干子图像块,则在分类时需引入投票判断机制,因而增加了分类的可靠性。设一幅待分类图像被分解成了  $n$  个子图像块,则有  $n/2$  个图像块被用于训练,剩余的  $n/2$  个图像块用于分类。在分类时,选择被分到最多图像块的类别作为最终的分类结果。

在图像分块中,子图像块大小取  $60 \text{ pixel} \times 60 \text{ pixel}$ ,  $t=1$ 。在复杂网络中,阈值  $T$  初值取  $0.005$ ,步长为  $0.15$ ,终值取  $0.53$ ,共  $36$  个阈值。半径  $r=10$ 。SVM 的核函数选取径向基核函数。

和文献[19]相同,本文采用查准率和查全率来评估算法的性能。假设一位画家共选取了  $N$  幅画作,在分类结果中,正确分入该画家类别的有  $R_1$  幅,错误分入该画家类别下的有  $R_2$  幅,则查准率  $\rho$  和查全率  $\gamma$  定义为<sup>[19]</sup>

$$\rho = \frac{R_1}{R_1 + R_2}, \quad (18)$$

$$\gamma = \frac{R_1}{N}. \quad (19)$$

除了对原始绘画进行分类之外,为检验本文算法的普遍适用性,分别对原始图像进行旋转、加高斯噪声以及旋转同时加噪声的处理。为了使实验结果更为全面,在相同条件下对不进行分块处理的原始复杂网络算法以及灰度共生矩阵(GLCM)方法进行了相同的实验。在 GLCM 中,取  $s=1 \sim 80$ ,  $\theta=0^\circ$ ,其特征值选取对比度、熵和相关性<sup>[20]</sup>。需要说明的是,由于算法本身的限制,原始的复杂网络算法使用的是经过压缩的图像。

通过变换旋转角度发现,各算法在旋转角度为  $45^\circ$  和  $135^\circ$  时所受影响最大,在  $0^\circ$ ,  $90^\circ$  以及  $180^\circ$  时所受影响最小。在添加噪声时发现,当噪声强度大于  $0.5$  时,各算法的识别率均明显下降且不能表现出差异性。故在实验时,选取旋转角度为  $45^\circ$ ,噪声强度为  $0.1$ 。

## 4.2 结果与分析

三种算法的实验结果如表 1~3 所示。

表1 本文算法的实验结果

Table 1 Results of the proposed method

%

Artist	Original image		Rotated image		Noise-added image		Rotated and noise-added image	
	$\rho$	$\gamma$	$\rho$	$\gamma$	$\rho$	$\gamma$	$\rho$	$\gamma$
Dong Yuan	92.9	93.3	92.9	86.7	91.7	80.0	90.9	80.0
Huang Gongwang	88.9	80.0	87.5	73.3	82.4	73.3	81.3	66.7
Xia Gui	81.3	80.0	78.9	80.0	78.6	80.0	77.8	73.3
Shen Zhou	82.4	86.7	80.0	86.7	77.8	80.0	75.0	80.0
Xu Beihong	78.9	73.7	77.8	73.3	76.5	66.7	75.0	66.7
Zheng Banqiao	92.3	93.3	91.7	86.7	88.9	86.7	88.2	80.0
Average value	86.1	84.5	84.8	81.1	82.3	77.8	81.4	74.5

表2 原始复杂网络的实验结果

Table 2 Results of the original complex network

%

Artist	Original image		Rotated image		Noise-added image		Rotated and noise-added image	
	$\rho$	$\gamma$	$\rho$	$\gamma$	$\rho$	$\gamma$	$\rho$	$\gamma$
Dong Yuan	75.0	86.7	71.4	86.6	77.8	86.7	70.0	80.0
Huang Gongwang	76.5	80.0	76.5	73.3	73.3	80.0	72.7	73.3
Xia Gui	71.4	73.3	72.2	66.7	68.8	60.0	66.7	60.0
Shen Zhou	75.0	80.0	70.0	80.0	76.5	73.3	72.7	73.3
Xu Beihong	73.7	73.3	70.6	73.3	64.3	73.3	63.6	66.7
Zheng Banqiao	72.7	66.7	71.4	66.7	76.9	66.7	70.0	60.0
Average value	74.1	76.6	72.0	74.4	72.9	73.3	69.3	68.9



表 3 GLCM 的实验结果

Table 3 Results of GLCM

%

Artist	Original image		Rotated images		Noise-added image		Rotated and noise-added image	
	$\rho$	$\gamma$	$\rho$	$\gamma$	$\rho$	$\gamma$	$\rho$	$\gamma$
Dong Yuan	76.5	80.0	71.4	73.3	63.6	66.7	61.5	66.7
Huang Gongwang	73.7	86.7	76.5	66.7	70.6	73.3	69.2	60.0
Xia Gui	70.0	66.7	64.3	73.3	63.6	60.0	60.0	53.3
Shen Zhou	75.0	80.0	64.3	66.7	63.6	66.7	61.5	66.7
Xu Beihong	75.0	73.3	70.6	60.0	73.3	60.0	68.8	60.0
Zheng Banqiao	68.8	66.7	58.3	66.7	64.3	60.0	54.5	53.3
Average value	73.2	75.6	67.6	67.8	66.5	64.5	62.6	60.0

由表 2 和表 3 的数据可以看出,复杂网络在中国画识别中具有一定的效果,对不同的画家都有较好的识别率。在旋转和噪声图像中,复杂网络与 GLCM 相比保持了良好的旋转不变性,对高斯噪声的耐受力有着一定程度的提升。相比 GLCM,使用复杂网络的查准率平均提升了 6.2%,查全率平均提高了 6.3%。由此可知,复杂网络具备比 GLCM 更好的纹理表达能力。

通过表 1 和表 2 的数据可以看出,在对图像进行分块筛选后,分类的准确率也有明显的提升。在郑板桥的画作中表现尤为明显,这是因为该算法充分利用了竹子叶片和竿的作画手法信息,并以此为主要的判别依据。

虽然图像在分块过程中失去了整体信息,但画作的构图千变万化,其作为信息源并不能提供准确的风格信息。本文在舍弃了构图信息的前提下,获得了更加精确的细节信息,而皴法一类的手法才是区分画家的关键。对于含有噪声的情况,准确率都比原始的复杂网络高。根据整体统计结果,相比原始复杂网络,本文算法的查准率平均提高了 11.6%,查全率平均提高了 6.1%。相较三层小波分解方法<sup>[19]</sup>,其查准率平均提高了 11%,查全率平均提高了 9.5%。

在研究错误分类案例时发现,在错误分到某画家的结果中,出现较多的是具有相似题材且风格类似的作品,而不同题材之间很少会出现分类错误。这表明,如果两画家的作画风格相仿,将会增加区分难度,而这就需要更多的样本进行训练。同时,这也说明通过纹理分析可以对中国画进行基于绘画题材的分类。

本文方法虽然获得了较好的分类效果,但并没有减少复杂网络整体的计算量,由于样本的增多,训练和分类的时间也都相应地增加了。在未来的工作中,将进一步拓展复杂网络的适用范围,并减少其运算量。

## 5 结 论

针对传统纹理提取方法在中国画分类中效果不够理想的问题,提出了基于复杂网络理论纹理提取和图像熵的分块筛选方法。利用中国画的局部特征而非整体特征,增强了算法的精确度和适用性,并在一定程度上解决了部分画家样本不足的情况。该方法还适用于不规则的中国画如扇面国画等。

## 参 考 文 献

- [1] Guo Pengyu, Su Ang, Zhang Hongliang, *et al.* Online mixture of random naive bayes tracker combined texture with shape feature[J]. *Acta Optica Sinica*, 2015, 35(3): 0315002.  
郭鹏宇, 苏 昂, 张红良, 等. 结合纹理和形状特征的在线混合随机朴素贝叶斯视觉跟踪器[J]. *光学学报*, 2015, 35(3): 0315002.
- [2] Deng Xiaoqin, Zhu Qibing, Huang Min. Variety discrimination for single rice seed by integrating spectral, texture and morphological features based on hyperspectral image[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2015, 52(2): 121001.  
邓小琴, 朱启兵, 黄 敏. 融合光谱、纹理及形态特征的水稻种子品种高光谱图像单粒鉴别[J]. *激光与光电子学进展*, 2015, 52(2): 121001.
- [3] Richardson T, Hopper A, Wood K R, *et al.* Virtual network computing[J]. *IEEE Internet Computing*, 1998, 2(1): 33-38.
- [4] Backes A R, Casanova D, Bruno O M. A complex network-based approach for boundary shape analysis[J]. *Pattern Recognition*, 2009, 42(1): 54-67.

- [5] Sporns O. The human connectome: a complex network[J]. *Annals of the New York Academy of Sciences*, 2011, 1224(1): 109-125.
- [6] Motter A E, Zhou C, Kurths J. Enhancing complex-network synchronization[J]. *Europhysics Letters*, 2004, 69(3): 334-340.
- [7] Tuceryan M, Jain A K. *Handbook of pattern recognition and computer vision* [M]. Singapore: World Scientific Publishing, 1998: 207-248.
- [8] Chalumeau T, Costa L D F, Laligant O, *et al.* Texture discrimination using hierarchical complex networks[M]. Berlin: Springer, 2008: 95-102.
- [9] Backes A R, Casanova D, Bruno O M. Texture analysis and classification: a complex network-based approach[J]. *Information Sciences*, 2013, 219: 168-180.
- [10] Shrivastava N, Tyagi V. Content based image retrieval based on relative locations of multiple regions of interest using selective regions matching[J]. *Information Sciences*, 2014, 259: 212-224.
- [11] Guo L, Ming D, Ming Z. Quaternion moment and its invariants for color object classification[J]. *Information Sciences*, 2014, 273: 132-143.
- [12] Bailey I E, Backes A, Walsh P T, *et al.* Image analysis of weaverbird nests reveals signature weave textures[J]. *Royal Society Open Science*, 2015, 2(6): 150074.
- [13] Wang Shiyi, Wang Shuang, Zhang Libao. A road extraction algorithm with saliency analysis in high-resolution remote sensing images[J]. *Acta Optica Sinica*, 2015, 35(s2): s210001.  
王士一, 王 双, 张立保. 一种结合显著性分析的高分辨率遥感图像道路提取算法[J]. *光学学报*, 2015, 35(s2): s210001.
- [14] Guan Xiaohui, Pan Gang, Wu Zhaohui, *et al.* Computer-aided authentication of traditional Chinese painting[J]. *Computer Applications and Software*, 2007, 24(4): 103-105.  
关晓惠, 潘 纲, 吴朝晖, 等. 计算机辅助的国画真伪鉴别研究[J]. *计算机应用与软件*, 2007, 24(4): 103-105.
- [15] Nie Rencan, Zhou Dongming, Zhao Dongfeng. Image segmentation new method using unit-linking PCNN and image's entropy[J]. *Journal of System Simulation*, 2008, 20(1): 222-227.  
聂仁灿, 周冬明, 赵东风. 基于 Unit-Linking PCNN 和图像熵的图像分割新方法[J]. *系统仿真学报*, 2008, 20(1): 222-227.
- [16] Lu Wei, Ni Lin. Kansei image retrieval based on ROI extracted by color and entropy[J]. *Chinese Journal of Image and Graphics*, 2006, 11(4): 492-497.  
陆 伟, 倪 林. 利用颜色和熵提取感兴趣区域的感性图像检索[J]. *中国图象图形学报*, 2006, 11(4): 492-497.
- [17] Sun Liang, Wang Shuangqing, Xing Jianchun. An improved MIC algorithm based on adaptive threshold [J]. *Microelectronics & Computer*, 2015, 32(5): 79-83.  
孙 亮, 王双庆, 邢建春. 一种基于自适应阈值的改进 MIC 算法[J]. *微电子学与计算机*, 2015, 32(5): 79-83.
- [18] Zhang Wei, Liu Wei, Pu Jiexin. An image mosaic method based on SIFT and region selecting[J]. *Microelectronics & Computer*, 2010, 27(6): 205-207.  
张 伟, 刘 伟, 普杰信. 一种基于 SIFT 和区域选择的图像拼接方法[J]. *微电子学与计算机*, 2010, 27(6): 205-207.
- [19] Sheng Jiachuan. Automatic categorization of traditional Chinese paintings based on wavelet transform[J]. *Computer Science*, 2014, 41(2): 317-319.  
盛家川. 基于小波变换的国画特征提取及分类[J]. *计算机科学*, 2014, 41(2): 317-319.
- [20] Bo Hua, Ma Fulong, Jiao Licheng. Research on computation of GLCM of image texture[J]. *Acta Electronica Sinica* 2006, 34(1): 155-158.  
薄 华, 马缚龙, 焦李成. 图像纹理的灰度共生矩阵计算问题的分析[J]. *电子学报*, 2006, 34(1): 155-158.