

文章编号:1007-2780(2016)10-0967-06

一种多尺度灰度共生矩阵的纹理特征提取算法

王 民*, 王 静, 王羽笙

(西安建筑科技大学 信息与工程学院, 陕西 西安 710055)

摘要:纹理特征作为图像的一个重要特征,在国画分类识别中的地位十分重要,但现有的纹理提取算法大多基于灰度信息而忽略了颜色信息。针对国画分类识别中纹理提取算法存在的问题,本文提出了一种多尺度、多色域的纹理特征提取算法,该算法结合了轮廓波变换和灰度共生矩阵的优点。为了对国画进行特征提取,该算法首先将国画图像转变到 HSI 色彩空间。然后,提取色调、饱和度、强度这三个色彩分量进行分区域操作,即提取每一个色彩分量的纹理特征。最后,将提取的 3 个特征向量融合并进行主成分分析降维。实验证明,与灰度共生矩阵相比,本文算法在国画分类识别方面查准率提高了 7.5%,查全率提高了 8.7%。实验表明多尺度灰度共生矩阵算法优于传统的灰度共生矩阵算法。

关键词:多尺度分析;轮廓波变换;灰度共生矩阵;国画

中图分类号:TP394.1;TH691.9 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/YJYXS20163110.0967

Multi-scale algorithm of texture feature extraction based on gray-level co-occurrence matrix

WANG Min*, WANG Jing, WANG Yu-sheng

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

Abstract: As an important feature, texture feature is very important in the category of Chinese painting, but the majority of the existing texture extraction algorithms is based on gray-scale information. To solve the problems in Chinese painting texture extraction classification, a multi-scale, multi-color domain texture feature extraction algorithm has been proposed. This algorithm combines the advantages of Contourlet transform and Gray-level Co-occurrence Matrix. In order to extract Chinese painting features by the new algorithm, the image is first transformed into HSI color space. Then, the three color components of HSI is extracted to sub-regional operation, which is to extract the texture characteristics of each color component. Finally, three feature vectors are integrated and the dimensionality of matrix is reduced using Principal Component Analysis. Experimental results show that compared

收稿日期:2016-05-20;修订日期:2016-07-19.

基金项目:国家自然科学基金(No.61373112);住房和城乡建设部科学技术项目计划(No.2016-R2-045);陕西省自然科学基金基础研究资金(No.2014JM8343)

Supported by National Natural Science Foundation of China(No. 61373112);Housing and Urban Ministry of Science project (No. 2016-R2-045); Shaanxi Province Natural Science Basic Research funding (No. 2014JM8343)

* 通信联系人, E-mail: wangmin1329@163.com

with Gray-level Co-occurrence Matrix, the algorithm improves the precision of 7.5%, re-check rate increased by 8.7% in terms of Chinese painting classification. The experiment show that the new algorithm presented in this paper is better than Gray-level Co-occurrence Matrix algorithm.

Key words: multi-scale analysis; contourlet transform; gray-level co-occurrence matrix; Chinese painting

1 引言

计算机技术的发展为国画这个中国艺术文化的瑰宝^[1]进行数字化存贮提供了可能。但是要对已经数字化的国画进行检索,还需要根据国画的特征对其进行分类识别。纹理特征作为图像的一个重要特征^[2-3],在国画分类识别中的地位也十分重要。但是,目前为止,纹理特征提取主要依靠灰度信息。图像的多色域分析可以降低图像处理中计算的复杂度,也使得图像的处理更加细化,图像分析的效果更好。

多尺度分析是图像处理研究的一个热点,已经应用到多个方向。不仅在图像的配准^[4]、融合^[5]、压缩等领域应用广泛,也广泛应用于土壤湿度偏差修正^[6]及网络社区检测^[7]等各个领域中。多尺度分析不仅可以获得更多图像的内部细节信息,而且将图像分成各个子层进行分析处理,大大降低了图像分析中计算的复杂度。本文利用多尺度分析性质,结合轮廓波(Contourlet)变换和灰度共生矩阵(GLCM)提出一种新的纹理特征提取算法,该算法融合了图像多尺度分析和多色域分析的优点,能够有效的提取图像的纹理特征。将该算法应用于国画的分类识别中,并通过实验验证该算法的有效性和可行性。

2 基本原理

2.1 颜色空间转换

颜色空间对于彩色图像的处理是一个不可或缺的工具^[8]。HIS(Hue-Saturation-Intensity)色彩空间是一种更加贴近人类视觉系统的色彩空间,由色调(H)、饱和度(S)和亮度(I)三个分量组成。该色彩空间采用圆锥模型,能够把 HSI 各个分量的变化表现的十分清晰。HSI 色彩空间的转换公式如下^[9]:

$$\left\{ \begin{array}{l} H = \arccos \left\{ \frac{\frac{1}{2} [(R-G) + (R-B)]}{(R-G)^2 + \frac{1}{2} (R-B)(G-B)} \right\} \\ S = I - \frac{3}{R+G+B} [\min\{R, G, B\}] \\ I = \frac{R+G+B}{3} \end{array} \right. \quad (1)$$

2.2 多尺度分析

1999 年,曲波(Curvelet)变换首次被 Candes 等人提出^[10]。但是 Curvelet 变换数字实现比较复杂,于是 M. N. Do 和 M. Vetterli 提出 Contourlet 变换解决了这一问题。Contourlet 变换可以直接在离散域中处理图像,大大降低了计算的复杂度^[11]。Contourlet 变换对图像处理可以分为两个步骤阐述。

第一步,利用多尺度分析中的拉普拉斯金字塔(LP)对图像进行分解,得到一个低频近似图像以及多个带通图像。分解的示意图如图 1 所示。

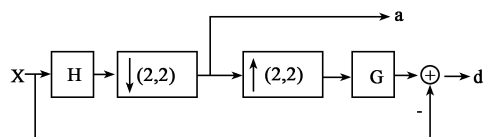
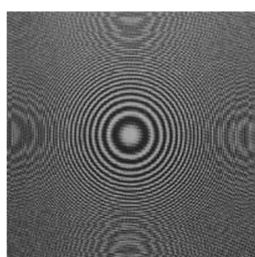


图 1 LP 分解示意图

Fig.1 Exploded schematic of LP

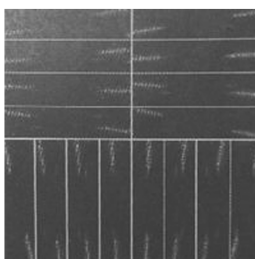
其中: $\downarrow(2,2)$ 和 $\uparrow(2,2)$ 分别表示由采样矩阵 $\begin{pmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 2 \end{pmatrix}$ 进行上采样和下采样。 H 和 G 均为低通滤波器。 H 为分解滤波器, G 为重构滤波器。随着小波的发展, H 滤波器和 G 滤波器逐渐被 9-7 小波滤波器代替^[10]。

第二步,利用方向滤波器(DFB)对各个尺度的带通图像进行二次分解,得到多个方向上的子带图像。如图 2 所示。



(a)原始图像

(a)Original image



(b)DFB 分解方向子带

(b)Decomposition directional subbands of DFB

图 2 DFB 分解后高频方向子带

Fig.2 Decomposition high frequency directional subbands of DFB

2.3 灰度共生矩阵

灰度共生矩阵被提出以来,一直被广泛应用于纹理特征提取。灰度共生矩阵通过研究具有一定距离的像素对之间的空间相关性来表述图像的纹理特征^[12]。但是,一般不直接应用灰度共生矩阵描述纹理特征^[13],而是采用其二次统计量来描述。

Haralick 等人定义了 14 种描述纹理特征值的灰度共生矩阵的特征参数。本文中选取最常用的 4 种提取国画的纹理特征^[14]:

(1)角二阶矩:

$$ASM = \sum_{m=1}^{L-1} \sum_{n=1}^{L-1} \{P(m,n)\}^2, \quad (2)$$

(2)对比度

$$CON = \sum_s s^2 \left\{ \sum_{m=1}^{L-1} \sum_{n=1}^{L-1} P(m,n) \right\}, \quad (3)$$

其中 $|m-n|=s$ 。

(3)熵

$$NET = - \sum_{m=1}^{L-1} \sum_{n=1}^{L-1} P_{mn} \log_2 P_{mn}, \quad (4)$$

(4)逆差矩

$$IDM = \sum_{m=1}^{L-1} \sum_{n=1}^{L-1} \frac{P_{mn}}{1 + |m-n|^k}. \quad (5)$$

3 国画的纹理特征提取

本文将多尺度分析思想融合于纹理特征提取算法中,针对国画的分类识别结合多色域分析提出一种新的纹理特征提取算法。提取国画图像的 HSI 三个色彩分量,对国画进行分色域处理,对每一个色彩分量提取其纹理特征。首先,利用 Contourlet 变换对图像进行多尺度分解,其次,针对每个子带图像求其灰度共生矩阵特征参数并将 3 个色彩分量的特征向量进行融合,最后对最终得到的特征向量矩阵进行主成分分析(Principal Component Analysis,PCA)降维。算法的流程图如图 3 和图 4 所示。具体的操作步骤如下:

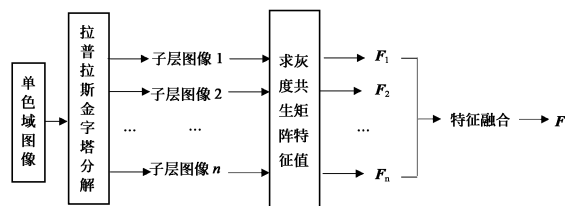


图 3 特征提取流程图 a

Fig.3 Flowchart of feature extraction a

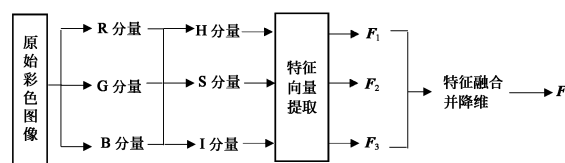


图 4 特征提取流程图 b

Fig.4 Flowchart of feature extraction b

(1)将国画图像转变到 HIS 色彩空间。提取 H、S 和 I 三个色彩分量,并对每一个色彩分量进行分区域操作;

(2)对 H 分量进行处理。利用 Contourlet 变换对该分量进行多尺度分解得到 k 个子层图像,分别记为 $F_1, F_2, \dots, F_k$;

(3)对各个子层图像,选取 $\theta = 0^\circ$, 求其 4 个特征向量。

$$[F_{11} \ F_{12} \ F_{13} \ F_{14}] \quad (6)$$

(4)将 k 个子层图像的 4 个特征向量进行特征融合得到 H 分量的特征向量矩阵,矩阵的维数为 $K \times 4$;

$$\begin{bmatrix} F_{11} & F_{12} & F_{13} & F_{14} \\ F_{21} & F_{22} & F_{23} & F_{24} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ F_{k1} & F_{k2} & F_{k3} & F_{k4} \end{bmatrix}. \quad (7)$$

(5)对每一个色彩分量重复步骤(2)~(4),得到三个色彩分量的 3 个特征向量矩阵;

(6)将 3 个矩阵进行特征融合,得到一个 $k \times 12$ 维的特征向量矩阵;

$$\begin{bmatrix} F_{11} & \cdots & F_{16} & \cdots & F_{112} \\ F_{21} & \cdots & F_{26} & \cdots & F_{212} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ F_{k1} & \cdots & F_{k6} & \cdots & F_{k12} \end{bmatrix}. \quad (8)$$

(7)利用 PCA 算法对得到的特征向量矩阵进行降维。将其维数降至 30×12 。降维之后的特征向量作为训练样本对国画进行分类识别。

4 实验结果

为了验证本文提出的多尺度灰度共生矩阵纹理特征提取算法的可操作性,将本算法应用于国画的分类识别中。选取 6 位画家的画作进行分类识别。黄公望、黄宾虹、齐白石、张大千等人的山水画,娄师白的牡丹及戴敦邦的人物画作都具有鲜明的色彩特征。因此选取这 6 位画家的画作验证本文提出的算法。每位画家的画作中选择 40 幅作品作为分类识别的数据库,规定每个画家的前 10 幅作品作为训练样本,后 30 幅作品作为测试样本。根据文献[15]的启示,选择支持向量机(Support Vector Machine, SVM)对该国画数据库完成学习训练及分类识别。

为了评估本算法对于国画分类识别的效果,根据文献[16]中的描述,选取查全率和查准率来评估本文所述算法的性能。假定每位画家的画作共有 N 幅,对这 N 幅作品进行分类。如果分类无误的画作有 R_1 幅,分类有误的画作有 R_2 幅,则可以将查准率和查全率表示为:

$$\rho = \frac{R_1}{R_1 + R_2}; \gamma = \frac{R_1}{N}. \quad (9)$$

为了进一步验证本文阐述多尺度 GLCM 算法在国画分类识别中的有效性和可行性,选取上述 6 位绘画风格偏向色彩鲜明的画家的作品组成国画数据库,分别利用该算法和传统 GLCM 算法对同一个国画数据库进行学习训练及分类识别,

将该算法与传统 GLCM 算法进行比较,分别从查准率、查全率两个方面对这两种算法的性能进行评估,实验结果如表 1 和表 2 所示。

从表 1 和表 2 中的数据得出,本文提出的多尺度 GLCM 算法与传统的 GLCM 算法相比查准率提高了 7.5%,查全率提高了 8.7%。

表 1 多尺度 GLCM 和 GLCM 识别查准率

Tab.1 Recognition precision of Multi-scale GLCM and GLCM

画作作品	查准率 $\rho / \%$	
	多尺度 GLCM	GLCM
黄宾虹	84.7	76.2
黄公望	85.4	77.0
张大千	83.6	77.5
娄师白	80.4	74.6
齐白石	82.9	76.3
戴敦邦	84.9	75.8
平均值	83.7	76.2

表 2 尺度 GLCM 和 GLCM 识别查全率

Tab.2 Recognition recall of Multi-scale GLCM and GLCM

画作作品	查全率 $\gamma / \%$	
	多尺度 GLCM	GLCM
黄宾虹	82.5	74.9
黄公望	83.7	75.8
张大千	84.2	73.9
娄师白	82.8	76.5
齐白石	85.1	74.5
戴敦邦	84.6	75.2
平均值	84.8	75.1

5 结 论

本文针对现有的纹理特征提取算法仅依靠灰度信息而忽略颜色信息的问题,将多尺度分析融合于纹理特征提取算法中,提出一种多尺度、多色域的纹理特征提取算法,并分别介绍了多尺度分析和颜色空间转换的原理。最后选取 6 位善于运用色

彩的画家的作品利用该算法对组成的国画数据库分别利用该算法和 GLCM 算法对此国画数据库进行分类识别。实验证明该算法在国画分类识别中的查全率和查准率均优于传统的 GLCM 算法,其

中查全率提高了 8.7%,查准率提高了 7.5%。验证了该算法对国画分类识别具有良好的效果。但是,如何减少算法的计算量以及如何进一步提高算法的查准率和查全率是今后研究的重点。

参 考 文 献:

- [1] 盛家川. 中国传统水墨画的计算机分类与算法研究[D]. 天津: 天津大学, 2013.
SHENG J C. Computerized Learning and Classification of Traditional Chinese IWPs (Ink and Wash Paintings) [D]. Tianjin: Tianjin University, 2013. (in Chinese)
- [2] 李勇, 苗壮, 王竹青. 纹理引导的稀疏张量表示及在肺 CT 图像中的应用[J]. 光学 精密工程, 2015, 23(2): 550-556.
LI Y, MIAO Z, WANG Z Q. Texture-guided sparse tensor representation and its application in lung CT images [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2015, 23(2): 550-556. (in Chinese)
- [3] 韩延祥, 张志胜, 郝飞, 等. 灰度序列图像中基于纹理特征的移动阴影检测[J]. 光学 精密工程, 2013, 21(11): 2931-2942.
HAN Y X, ZHANG Z S, HAO F, *et al.* Shadow detection based on texture features in gray sequence images [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2013, 21(11): 2931-2942. (in Chinese)
- [4] 柯洪昌, 孙宏彬. 图像序列的显著性目标区域检测方法[J]. 中国光学, 2015, 8(5): 768-774.
KE H C, SUN H B. A saliency target area detection method of image sequence [J]. *Chinese Optics*, 2015, 8(5): 768-774. (in Chinese)
- [5] 杨扬. 基于多尺度分析的图像融合算法研究[D]. 长春: 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所, 2013.
YANG Y. Research on image fusion algorithms using multiscale analysis [D]. Changchun: Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, 2013. (in Chinese)
- [6] SUC H, RYU D. Multi-scale analysis of bias correction of soil moisture [J]. *Hydrology and Earth System Sciences*, 2015, 19(1): 17-31.
- [7] GURTNER G, VITALI S, CIPOLLA M, *et al.* Multi-scale analysis of the European airspace using network community detection [J]. *PLoS One*, 2014, 9(5): e94414.
- [8] 史东承, 倪康. 基于 YCbCr 颜色空间背景建模与手势阴影消除[J]. 中国光学, 2015, 8(4): 589-595.
SHI D C, NI K. Background modeling based on YCbCr color space and gesture shadow elimination [J]. *Chinese Optics*, 2015, 8(4): 589-595. (in Chinese)
- [9] 严春来. 彩色图像分割算法的研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2008.
YAN C L. Research on segmentation algorithm of colorful image [D]. Chengdu: *University of Electronic Science and Technology of China*, 2008. (in Chinese)
- [10] CANDÈS E J, DONOHO D L. Curvelets: a surprisingly effective nonadaptive representation for objects with edges [R]. Stanford: Department of Statistics, Stanford University, 2000.
- [11] DO M N, VETTERLI M. The Contourlet transform: an efficient directional multiresolution image representation [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2005, 14(12): 2091-2106.
- [12] 贾永红. 计算机图像处理与分析[M]. 武汉: 武汉大学出版社, 2001: 231-235.
JIA Y H. Computer Image Processing and Analysis [M]. Wuhan: Wuhan University Press, 2001: 231-235. (in Chinese)
- [13] 高程程, 惠晓威. 基于灰度共生矩阵的纹理特征提取[J]. 计算机系统应用, 2010, 19(6): 195-198.
GAO C C, HUI X W. GLCM-based texture feature extraction [J]. *Computer Systems & Applications*, 2010, 19(6): 195-198. (in Chinese)
- [14] LI C C, CHEN T. Aesthetic visual quality assessment of paintings [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2009, 3(2): 236-252.

- [15] 王灿进, 孙涛, 李正炜. 基于快速轮廓转动力矩特征的激光主动成像目标识别[J]. 中国光学, 2015, 8(5): 775-784.
- WANG C J, SUN T, LI Z W. Target recognition in laser active imaging based on fast contour torque features [J]. *Chinese Optic*, 2015, 8(5): 775-784. (in Chinese)
- [17] HARALICK R M, SHANMUGAM K, DINSTEN I. Textural features for image classification [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1973, SMC-3(6): 610-621.

作者简介:王民(1959—),男,江苏常州人,教授,西安建筑科技大学通信与信息工程系主任,电子信息工程教研室主任,长期从事智能信息处理方面的工作,数字语音处理、多媒体通信技术。E-mail:wangmin1329@163.com