

基于局部特征多轴旋转不变特性的纹理图像分类算法

黄庆宇 章登义

(武汉大学计算机学院 武汉 430070)

摘要 采用非量化的局部特征设计出一个稳健的纹理描述符,以便增强旋转和尺度变化时纹理分类的鲁棒性。首先,引入了局部特征的旋转对称性的概念,提出了一种新颖的局部特征来描述纹理的旋转不变特性。为了处理剧烈的旋转、尺度等变化,利用费舍尔向量编码方法对纹理特征量进行多尺度分析,在不增加局部特征维度的同时又能结合尺度信息,由此产生的局部特征对旋转、灰度变化都有较强的鲁棒性。实验结果表明,所提方法的评估结果在许多数据集上都远远超过了现有最优算法,大大提高了纹理分类的精度。

关键词 纹理描述符,尺度变化,费舍尔向量,旋转不变,局部特征

中图分类号 TP391 文献标识码 A DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2018.12.034

Classification Algorithm for Texture Image Based on Local Characteristics of N-Fold Rotation Invariant Feature

HUANG Qing-yu ZHANG Deng-yi

(School of Computer, Wuhan University, Wuhan 430070, China)

Abstract This paper adopted a non-quantifiable local feature to design a robust texture descriptor, so as to enhance the robustness of the texture classification in the rotation and scale changes. First of all, the concept of local feature with rotational symmetry is introduced. It is found that many rotation invariant local features are rotational symmetric to a certain degree. Therefore, this paper proposed a novel local feature to describe the rotation invariant properties of the texture. In order to deal with the change of rotation and scale in texture image, Fisher vector encoding method is used to manage multiscale analysis for the texture feature, which can combine with the scale information without increasing the dimension of the local feature. The resulting local features have strong robustness to rotation and gray intensity variation. Experimental results show that the proposed method outperforms the existing algorithms on many data sets, greatly improving the texture classification accuracy.

Keywords Texture descriptor, Scale change, Fisher vector, Rotation invariant, Local feature

1 引言

纹理分类是一个经典的计算机视觉问题,已成为近年来研究的热点。国内外研究人员已经提出了很多纹理分类方法,大多数的研究方向主要集中在利用学习的方法学习出适当的图像表示方法,并且不管图像纹理的尺度、视角和旋转等如何变化,都能编码出潜在的纹理特征结构。早期的方法^[1-2]虽然能利用纹理图像的简单统计量获得纹理的类别,但无法处理环境变化所带来的问题。近年来,对纹理分类的大部分研究工作都是以局部特征为基础,通过纹理图像的局部特性建模,使纹理分类对不同变化都更加稳健。目前,已提出了很多局部特征来描述纹理图像,这些方法可大致分为 3 类:1) 基于纹理滤波的方法;2) 基于二元模式局部特征的方法;3) 基于纹理梯度局部特征的方法。基于纹理滤波的方法是以滤波器响应的分布来描述纹理的外形,如 MR8 算法^[3]和基本图像

特征 BIFs 算法^[4]。然而,选择满足纹理特性的滤波器组并不容易,且这些滤波器都与数据类型密切相关,无法达到普适性。二元模式以能捕获局部结构特征的二值化像素灰度差值为基础,包括 Centrist 特征^[5]、局部二元模式(LBPs)^[6]及其大量改进型算法^[7-9]。纹理梯度局部特征,如 SIFT 算法^[10]和分形驱动的 MSC 算法^[11],是利用图像块的量化梯度来描述纹理图像块的外观。可以看出,基于二元模式和纹理梯度的局部特征包含了一个量化步骤,可能导致图像信息丢失,产生错误的分类结果,其中在二元模式局部特征中,像素差值的阈值可能导致信息的丢失,而在 SIFT 和 MFS 的纹理梯度局部特征中,梯度的粗量化则会造成信息的丢失。

为了减少误差带来的分类错误,一个新的局部特征被提出,即密微差分算法(DMD)^[12-13],该特征减少了量化造成的信息丢失,并展示出了良好的性能。此外,当灰度单调变化时,DMD 是不变的,也就是说,它可以通过捕捉不同尺度、分

到稿日期:2017-10-12 返修日期:2018-01-22 本文受湖北省科技公关基金项目(2003AA101B05)资助。

黄庆宇(1996—),男,硕士生,主要研究方向为图像处理、云计算与嵌入式软件,E-mail:961980755@qq.com;章登义(1965—),男,教授,博士生导师,主要研究方向为图像处理、计算机视觉、嵌入式、模式识别,E-mail:dyszhangwhu@163.com(通信作者)。

辨率和方向的信息来实现高分辨力。虽然 DMD 可以在微观层面和宏观层面上捕捉不同尺度的信息,但 DMD 不具有旋转不变性,限制了其在某些场合下的性能。归咎于图像内容的任意性,旋转不变性对纹理描述符而言是一个重要的特性。根据文献[7,14]的描述,在局部特征中引入旋转不变性将会提高它们的应用性能。

在非量化的局部特征 DMD 的基础上设计一个稳健的纹理描述符。首先,引入了局部特征的旋转对称性的概念。分析发现,很多旋转不变的局部特征在一定程度上是旋转对称的。因此,本文提出了新的局部特征来描述纹理的旋转不变特性。为了处理剧烈的旋转、尺度等变化,利用费舍尔向量编码方法对纹理特征量进行多尺度分析,在不增加局部特征维度的同时又能结合尺度信息,由此产生的局部特征对旋转、单强度变化都有较强的鲁棒性。实验结果显示,所提方法的评估结果在许多数据集上都远远超过了现有的最优算法,大大提高了纹理分类的效果。

2 DMD 特征

DMD 特征^[12-13]是在如 BRIEF^[15]和 ORB^[16]这样的关键点描述符的基础上发展而来的;但与这些关键点不同,DMD 特征不涉及任何阈值操作。DMD 特征的核心思想是纹理图像中每一个小图像块都具有一个特征结构,也就是说如果能有效地获取子块的结构特征,就能得到一个可识别的信息。为了编码这些子图像块的局部结构,就要考虑图像块中的对应坐标灰度差。为了便于形式上的分析,设定尺寸大小为 $L \times L$ 的图像块 p 及其对应的坐标为 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_K\}$ 和 $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_K\}$,因此 DMD 的局部特征就被定义为:

$$v(p, X, Y) = \{p(x_1) - p(y_1), \dots, p(x_K) - p(y_K)\} \quad (1)$$

其中, $p(x)$ 表示图像子块在坐标 $x = (a, b)^T$ 上的像素灰度。为了消除光照变化所带来的影响,对图像块的特征进行 l_2 范数正则约束。可以看出,DMD 的原始公式是图像块的平均灰度差。与传统的 DMD 不同,本文采用一个简化的单尺度公式,并在采样坐标的空间做出极大的调整与优化。DMD 特征选择采用 BRIEF 描述符^[15]所提到的采样方式,各采样点遵循各向同性高斯分布,即 $(X, Y) \sim \text{Gaussian}(0, L^2/25)$,坐标分布见图 3 中的图 1(a)。因为采样点之间的距离和角度是不定的,所以采样坐标的随机性有助于捕获在不同的尺度和方向上的变化。

3 多轴对称旋转不变局部特征

旋转对称结构是实现旋转不变性的一个重要特性。LBP^[6]和 SRP^[14]的循环对称结构使这些局部特征成为旋转不变量。虽然不是完全旋转对称,但其具有 N 轴的旋转对称性。 N 轴旋转对称性意味着,如果以 $2\pi/N$ ^[17]的角度绕中心旋转,那么图像结构将不会改变。然而,DMD 的坐标对 X 和 Y 是从各向同性的二维高斯分布中随机取样,所以取样点之间并没有表现出任何的对称性。为了引入对称性,本文从一个圆形结构区域中均匀采样坐标点,如 LBP 和 SRP。然而,使用循环结构坐标点就失去了随机性。在 DMD 特征设计中,随机性是一个重要因素,Calonder 等^[15]已经展示了随机

坐标的选取比完全对称的圆形分布更有效。本文力求达到 DMD 坐标对的随机性和对称性之间的平衡,以实现旋转不变性,同时也保留坐标的随机性。本文首先提出了一种能实现 N 轴旋转对称的随机坐标的方法,进而利用这种坐标的对称结构提出了一种基于纹理分类的旋转不变性描述符。

为了在坐标中实现旋转对称性,本文首先从各向同性高斯分布中随机选择出初始集合坐标,初始集合只包括所需的坐标对总数目的一小部分;然后,这些坐标对以一个固定的角度绕着中心旋转,从而获得一组可控的坐标集;最后,结合这些可控坐标集,获得了 N 轴旋转对称坐标集。通过以上分析可以看出,本文提出的采样点选择方式不仅满足了坐标点的随机性,还具有结构上的对称性。本文将数学模型的形式设计成含有 K 对坐标的 N 轴旋转对称集。首先,从各向同性高斯分布中随机选择出 $T = K/N$ 对初始坐标点。这些坐标对表示为 $X_0 = \{x_1^0, x_2^0, \dots, x_T^0\}$, $Y_0 = \{y_1^0, y_2^0, \dots, y_T^0\}$ 。初始随机坐标的递增旋转集如下:

$$X_i = R_\theta \cdot X_{i-1} \quad (2)$$

其中, $i = 1, 2, \dots, N-1$; R_θ 是一个与角 $\theta = 2\pi/N$ 变化一致的旋转矩阵。最后得到的旋转对称坐标集是一系列可控坐标集的组合,即 $X_S = \{X_1, X_2, \dots, X_{N-1}\}$ 。采用相同的方法与步骤,可以得到相应的旋转对称坐标集 $Y_S = \{Y_1, Y_2, \dots, Y_{N-1}\}$ 。图 1 给出了 DMD 算法中各向同性高斯分布的随机采样和本文提出的多轴旋转采样的对比结果。与图 1(a)的采样点的随机性不同,本文方法引入了结构上的对称性,如图 1(b)和图 1(c)所示。

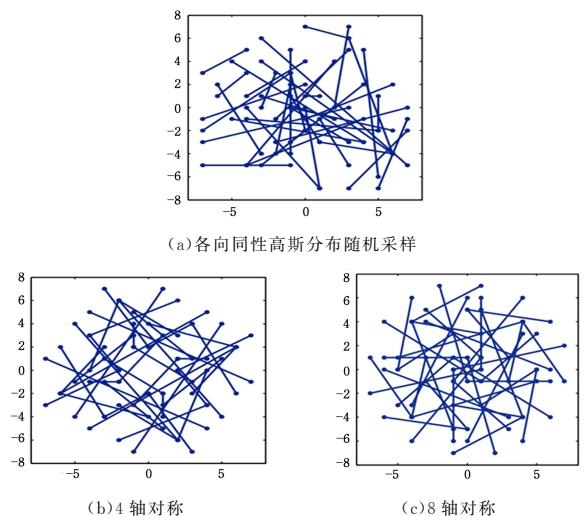


图 1 坐标对结构示意图

Fig. 1 Schematic diagram of coordinate pair

在采样坐标中引入对称性的主要优势是,图像块的一次旋转能使特征向量线性移位。因旋转的变化而产生的线性移位可以通过特征向量的循环移位平衡。为了得到旋转变化下的特征不变量,特征向量要做循环移位,这样与最大和特征相对应的可控子集将位于第一的位置。其中,具有最大和特征的可控集合的下标如下:

$$\alpha = \arg \max_i \sum_{j=1}^T (p(x_j^i) - p(y_j^i)) \quad (3)$$

由式(3)可知,图像块 p 的旋转不变性描述符能够通过

下标为 α 的特征向量循环移位计算。由于每个可控子集都由 T 个坐标组成,因此向量被循环移位到 $\alpha * T$ 的位置上。那么,特征向量的循环移位为:

$$SDMD(p, X_s, Y_s) = cyclic(v(p, X_s, Y_s), \alpha * T) \quad (4)$$

其中, $cyclic(A, P)$ 表示一个将特征数组 A 循环移位到 P 位置上的函数。图 2 给出了特征向量的循环移位过程。在 X 轴上标记的 4 个可控子集组成了特征的向量。与第三可控子集对应的特征向量有着最大的总和,因此它被转移到第一位,而其余的则是相应地循环移位。

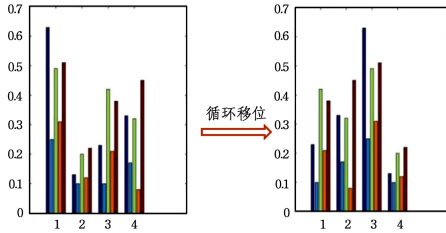


图 2 特征向量的循环移位过程

Fig. 2 Cyclic displacement process of characteristic vectors

给定一组从图像中获取到的局部特征,它们将被编码成描述图像特征的向量。本文采用改进的 Fisher 向量^[18]作为编码的方法,该方法的优势在于把低维空间的特征通过 Fisher 核映射到高维空间进行分析,同时对不同尺度的图像都具有恒定的维度。Fisher 向量的基本思想就是构建一个视觉字典,采用模型参数的对数似然函数梯度来表示数据,然后用生成的模型提取特征。Fisher 向量采用高斯混合模型(GMMs)获得一个表示局部特征的概率,编码获取图像描述符和高斯混合模型之间的中心一阶差分 and 二阶差分。相比其他编码方式,如直方图和内核码书映射(Kernel Codebook)等,其学习出的高阶统计量提供了更鲁棒的纹理图像表示。

为了获取不同分辨率下的粒度,本文从图像金字塔中计算局部特征,具体请参考文献^[19]。纹理图像局部特征将在尺度 2^s 下提取,其中 $s = -2 : 0.5 : 2$ 。在编码阶段使用多尺度编码的优势是,描述符的维度不随尺度 s 的变化而变化。

4 仿真实验及结果分析

为了分析验证本文所提出的描述符的有效性,本文采用 3 个标准的纹理数据集进行实验分析:UMD 数据集、UIUC 数据集和 Brodatz 数据集。图 3 给出了每一个数据集下的示例图像。同时,本文提出的算法将与现有最优算法进行对比分析。

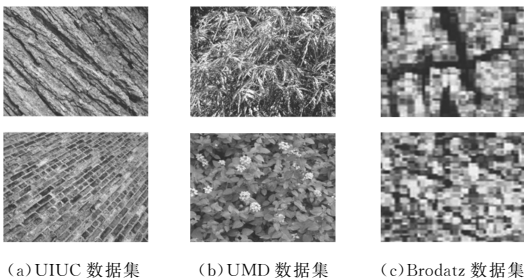


图 3 数据集图例

Fig. 3 Data set legend

4.1 实验设置

本文的所有实验都是在 PC 机上运行,CPU 采用的是 Intel 酷睿 i7 8700K。本文提出的局部特征从间距为 2 的网格图像中提取,并且所有实验的采样坐标对数目都固定设置为 80。在实验中采用八轴旋转对称结构,获得 8 个可控坐标对,其中每对都含有 10 个坐标。对于 Fisher 向量编码,通过采用从训练图像中随机采取的 500000 个特征向量估计 GMM 参数,其中 GMM 的中心利用 K 均值聚类进行初始化。实验采用具有线性内核特征的 SVM 进行分类,并且所有实验的算法性能评价都是以分类精度为标准。

4.2 UIUC 数据集

UIUC 数据集由 100 幅 640×480 维的图像构成,包括高度的视角、旋转和光照变化,其中共有 25 个不同的类别,每个类别包含 40 幅图像。在实验过程中,每个类别的 20 幅图像用来训练,而其他 20 幅图像用于测试。

为了验证本文算法的有效性,将其与现有最优纹理分类算法相比较,如 PLS^[21],SRP^[14],SIFT-Fisher^[19]和 scLBP^[22]。表 1 列出了各算法的分类精度,可以看出本文提出的算法获得了高达 99.20% 的分类精度,提出的特征不仅优于基于滤波的分类方法(如 MFS 和 VZ-Patch),还超过了使用局部特征的最优纹理分类算法 SIFT;而且,本文提出的算法超出 SIFT-Fisher 算法两个百分点,也就是说本文提出的算法相比于现有算法具有显著的改善,也表明基于对称结构的旋转不变性可以提高分类性能。

表 1 UIUC 数据集上分类精度的定量对比

Table 1 Quantitative comparison of classification accuracy of

UIUC data sets	
算法	分类精度/%
MFS ^[11]	92.74
VZ-Patch ^[20]	97.83
PLS ^[21]	96.57
SRP ^[14]	98.60
scLBP ^[22]	98.00
SIFT-Fisher ^[19]	97.00
本文算法	99.20

4.3 UMD 数据集

UMD 数据集^[11]包括 1000 幅 1280×960 尺寸的非标定校正图像,其中包含 25 种不同的纹理,每种纹理附有 40 个样本。按照实验分析的通用惯例,本文以每种类别的 20 个样本为训练集,其余的则为测试集。

表 2 列出了所提算法与现有最新算法的分类精度。

表 2 UMD 数据集上分类精度的定量对比

Table 2 Quantitative comparison of classification accuracy of

UMD data sets	
算法	分类精度/%
VG-fractal ^[23]	96.36
WMFS ^[24]	98.18
PLS ^[21]	98.99
SRP ^[14]	99.15
scLBP ^[22]	99.25
SIFT-Fisher ^[19]	99.20
本文算法	99.70

从表 2 中可以看出,所提方法的分类精度已经达到 99.70%,整体上优于 SIFT 算法和 DMD 算法。虽然这 3 种方法都使用相同的 Fisher 编码方式,但分类精度的明显改善可以直接归因于本文所提算法具备的出众的鉴别力。

4.4 Brodatz 数据集

原始的 Brodatz 数据集有 32 种纹理类,每种类包含 16 幅图像,其中图像尺寸为 64×64 。为了使对比实验更具意义和挑战性,每幅图像通过以下 3 种方式产生 3 类样本:1)旋转;2)缩放;3)旋转和缩放原始图像。将由此产生的图像转变成大小为 200×200 像素的标准灰度图,并随机从每种类中选取 32 幅图像作训练集,其余的作为测试集。表 3 列出了本文所提方法的分类精度与其他方法的对比结果。仿真实验结果表明,方法达到了 99.70% 的分类精度,其性能达到极致。需要指出的是,文献[19]并没有提供对 Brodatz 数据集的分类结果,表 3 中 SIFT-Fisher 的精度来自作者代码的测试结果。

表 3 Brodatz 数据集上分类精度的定量对比

Table 3 Quantitative comparison of classification accuracy of

Brodatz data sets	
算法	分类精度/%
LBP ^[6]	87.20
MMM ^[25]	96.50
LQP ^[26]	96.90
WLD ^[27]	96.50
LHS ^[28]	99.30
SIFT-Fisher ^[19]	97.56
本文算法	99.70

结束语 本文提出了一种具有旋转不变特性的纹理描述算子;通过对多数旋转不变特征性能的分析,在局部特征中提出了多轴对称的概念;在基于随机采样的 DMD 算法中引入了对称性,提出了旋转不变特性的纹理分类算法。虽然本文只是在纹理分类中使用多轴对称,但可以将其扩展到关键点的描述上。基于 3 个标准数据集上的大量实验结果表明,本文所提算法的分类精度优于现有最新算法。未来的研究重点将放在对图像的关键点进行描述并使用多轴对称分类上。

参 考 文 献

[1] HARALICK R, SHANMUGAM K, DINSTEN I. Textural Features for Image Classification[J]. IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics, 1973, SMC3(6): 610-621.

[2] CROSS G, JAIN A. Markov random field texture models[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1983, 5(1): 25-39.

[3] VARMA M, ZISSERMAN A. A Statistical Approach to Texture Classification from Single Images[J]. International Journal of Computer Vision, 2005, 62(1/2): 61-81.

[4] CROSIER M, GRIFFIN L. Using Basic Image Features for Texture Classification[J]. International Journal of Computer Vision, 2010, 88(3): 447-460.

[5] WU J, REHG J. Centrist: A Visual Descriptor for Scene Categorization [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 33(8): 1489-1501.

[6] OJALA T, PIETIKÄINEN M, MÄENPÄÄ T. Multiresolution

Gray-scale and Rotation Invariant Texture Classification with Local Binary Patterns[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(7): 971-987.

[7] SUN J D, MA Y Y. Research Summary of Texture Features [J]. Computer System Applications, 2010, 19(6): 245-250. (in Chinese)
孙君顶, 马媛媛. 纹理特征研究综述[J]. 计算机系统应用, 2010, 19(6): 245-250.

[8] LIU L, KUANG G Y. A Summary of Image Texture Feature Extraction Methods [J]. Chinese Journal of Image and Graphics, 2009, 14(4): 622-635. (in Chinese)
刘丽, 匡纲要. 图像纹理特征提取方法综述[J]. 中国图象图形学报, 2009, 14(4): 622-635.

[9] WU X S, SUN J D. Image Retrieval Based on Local Edge Two Value Model [J]. Journal of Optoelectronics, Laser, 2013, 24(1): 184-189. (in Chinese)
毋小省, 孙君顶. 基于局部边缘二值模式的图像检索[J]. 光电子·激光, 2013, 24(1): 184-189.

[10] WU X S, SUN J D. Image Retrieval Based on Improved Directional Texture Spectrum [J]. Journal of Optoelectronics · Laser, 2012, 23(4): 812-818. (in Chinese)
毋小省, 孙君顶. 基于改进方向纹理谱特征的图像检索[J]. 光电子·激光, 2012, 23(4): 812-818.

[11] TANG Y Y, MA H, XI D, et al. Modified Fractal Signature (MFS): A New Approach to Document Analysis for Automatic Knowledge Acquisition[J]. IEEE Transactions on Knowledge & Data Engineering, 1997, 9(5): 747-762

[12] WU X S. Improved Rotation Invariant Region Texture Descriptors[J]. Journal of Optoelectronics · Laser, 2011, 22(5): 783-787. (in Chinese)
毋小省. 改进的旋转不变区域纹理谱描述符[J]. 光电子·激光, 2011, 22(5): 783-787.

[13] MEHTA R, EGAZARIAN K. Texture Classification Using Dense Micro-block Difference (DMD)[C]//Proceedings of Asian Conference on Computer Vision. Springer, 2014: 643-658.

[14] JIANG S, TANG G A, LIU K. The Method of Calculating Texture Regularity Using Cumulative Distance Matching Function [J]. Journal of Computer Aided Design and Computer Graphics, 2015, 27(10): 1874-1880. (in Chinese)
蒋圣, 汤国安, 刘凯. 利用累加距离匹配函数的纹理规则度计算方法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2015, 27(10): 1874-1880.

[15] CALONDER M, LEPETIT V, STRECHA C, et al. Brief: Binary Robust Independent Elementary Features [C]// Proceedings of European Conference on Computer Vision. Springer Berlin Heidelberg, 2010: 778-792.

[16] RUBLEE E, RABAUD V, KONOLIGE K, et al. ORB: An Efficient Alternative to Sift or Surf [C]// Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision. IEEE Press, 2011, 2564-2571.

[17] WEYL H. Symmetry[M]. Princeton, NJ, USA: Princeton University Press, 1952.

- spectral remote sensing images [D]. Changsha: Hunan University, 2015. (in Chinese)
- 康旭东. 高光谱遥感影像空谱特征提取与分类方法研究[D]. 长沙: 湖南大学, 2015.
- [3] TONG S, CHANG E. Support vector machine active learning for image retrieval [C] // Proceedings of ACM International Conference on Multimedia. New York: ACM, 2001: 107-118.
- [4] MELGANI F, BRUZZONE L. Classification of hyperspectral remote sensing images with support vector machines [J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2004, 42(8): 1778-1790.
- [5] SCHÖLKOPF B. The kernel trick for distances [C] // Proceedings of the 13th International Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS'00). Cambridge: MIT Press, 2000: 283-289.
- [6] HUGHES G. On the mean accuracy of statistical pattern recognizers [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1968, 14(1): 55-63.
- [7] TONG S, KOLLER D. Support vector machine active learning with applications to text classification [J]. The Journal of Machine Learning Research, 2002, 2(1): 45-66.
- [8] JOSHI A, PORIKLI F, PAPANIKOLOPOULOS N. Multi-class active learning for image classification [C] // Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Miami: IEEE, 2009: 2372-2379.
- [9] TOMASI C, MANDUCHI R. Bilateral filtering for gray and color images [C] // Proceedings of the International Conference on Computer Vision. Bombay: IEEE, 1998: 839-846.
- [10] LI J, BIOUCAS-DIAS J, PLAZA A. Spectral-spatial hyperspectral image segmentation using subspace multinomial logistic regression and Markov random fields [J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2012, 50(3): 809-823.
- [11] LI J, MARPU P, PLAZA A, et al. Generalized composite kernel framework for hyperspectral image classification [J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2013, 51(9): 4816-4829.
- [12] PESARESI M, BENEDIKTSSON J. A new approach for the morphological segmentation of high-resolution satellite imagery [J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2001, 39(2): 309-320.
- [13] BENEDIKTSSON J, PALMASON J, SVEINSSON J. Classification of hyperspectral data from urban areas based on extended morphological profiles [J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2005, 43(3): 480-491.
- [14] XUE Z, ZHOU S, ZHAO P. Active learning improved by neighborhoods and superpixels for hyperspectral image classification [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2018, 15(3): 469-473.
- [15] SANTARA A, MANI K, HATWAR P, et al. BASS net: band-adaptive spectral-spatial feature learning neural network for hyperspectral image classification [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2017, 55(9): 5293-5301.
-
- (上接第 209 页)
- [18] PERRONNIN F, SÁNCHEZ J, MENSINK T. Improving the Fisher Kernel for Large-scale Image Classification [C] // Proceedings of European Conference on Computer Vision. 2010: 143-156.
- [19] CIMPOI M, MAJI S, KOKKINOS I, et al. Describing Textures in the Wild [C] // Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE Press, 2014: 3606-3613.
- [20] VARMA M, ZISSERMAN A. A Statistical Approach to Material Classification Using Image Patch Exemplars [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 31(11): 2032-2047.
- [21] QUAN Y, XU Y, SUN Y, et al. Lacunarity Analysis on Image Patterns for Texture Classification [C] // Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE Press, 2014: 160-167.
- [22] RYU J, HONG S, YANG H. Sorted Consecutive Local Binary Pattern for Texture Classification [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(7): 2254-2265.
- [23] VARMA M, GARG R. Locally Invariant Fractal Features for Statistical Texture Classification [C] // Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision. IEEE Press, 2007: 1-8.
- [24] XU Y, YANG X, LING H, et al. A New Texture Descriptor Using Multifractional Analysis in Multi-orientation Wavelet Pyramid [C] // Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE Press, 2010: 161-168.
- [25] URBACH E R, ROERDINK J B, WILKINSON M H. Connected Shape-size Pattern Spectra for Rotation and scale-invariant Classification of Gray-scale Images [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29(2): 272-285.
- [26] UL HUSSAIN S, TRIGGS B. Visual Recognition Using Local Quantized Patterns [C] // Proceedings of European Conference on Computer Vision. Springer Berlin Heidelberg, 2012: 716-729.
- [27] CHEN J, SHAN S, HE C, et al. WLD: A Robust Local Image Descriptor [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 32(9): 1705-1720.
- [28] SHARMA G, UL HUSSAIN S, JURIE F. Local Higher-order Statistics (LHS) for Texture Categorization and Facial Analysis [C] // Proceedings of European Conference on Computer Vision. Springer Berlin Heidelberg, 2012: 1-12.