

视觉显著性纹理—色彩特征融合的图像目标分类

韩辰希 刘惠义 商国中

(河海大学计算机与信息学院 南京 210000)

摘要: 针对图像目标分类,提出了一种显著性纹理特征。考虑到显著目标图像在纹理特征表征上的优势,在目标显著性图像提取的基础上进一步提取视觉显著性纹理特征。进而将该视觉显著性纹理特征同 HSV 色彩特征进行融合,形成图像目标融合特征,输入至后端分类器中进行分类。多类别的交叉实验证明,基于该融合特征的目标分类方法能够较为准确的对图像目标进行分类,在 SIMPLIcity 图像数据集上平均分类正确率达到 84.84%,在 Corel 图像集上平均分类正确率为 85.05%,优于基于单一分类特征的图像分类方法。

关键词: 图像目标分类;显著图;特征融合;纹理特征;色彩特征

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4050

Vision saliency texture-color feature fusion based object classification

Han Chenxi Liu Huiyi Shang Guozhong

(College of Computer and Information, HoHaiUniversity, Nanjing 210000, China)

Abstract: In order to improve the performance of the image classification, a novel saliency texture feature is proposed. Considering the advantage of the saliency map for representing the texture information, the saliency texture feature is extracted based on the saliency map. This feature is further fused with the HSV color feature, generating a fused image feature which is inputted into the classifier. Results of cross-over experiments demonstrate that the fused feature works better than the compared counterpart and has the ability to correctly recognize the image objects. The image classification precision rates of the proposed method in SIMPLIcity and Corel5k databases achieved 84.84% and 85.05%, respectively.

Keywords: image classification; saliency map; feature fusion; texture feature; color feature

0 引言

随着图像数据的急速增加及其在军事、民用等领域的广泛应用,人们愈加重视对图像的处理工作。而图像目标分类是其中的一项重要研究内容,图像目标分类结果的准确性在很大程度上决定了后端场景分析及态势感知结果的优劣^[1-2]。

按照图像目标空间的不同表示形式,图像分类的方法可分成两类:基于图像原始空间的方法和基于图像特征空间学习的方法^[3]。基于图像原始空间的方法直接利用图像底层特征进行分类,比较常用的特征主要有颜色、纹理等;基于图像特征空间的方法,首先用特征空间表征图像底层特征,然后利用图像高层空间特征进行图像的分类,具有代表性的方法有局部约束线性编码方法^[4],局部二值模式方法,统计分块图像的方法^[5]以及基于随机特征的纹理图像分类方法^[6]等。

然而,在复杂场景中,目前这些单一的特征都难以实现高准确率的目标分类,主要表现在特征-目标间耦合关系“过拟合”或“收敛性不足”。针对这一问题,本文首先提出了一种视觉显著性纹理特征提取方法,以提高图像问题特征的鲁棒性,并进而将其同色彩特征融合,实现多特征融合的图像目标分类。

1 特征提取

1.1 视觉显著图提取

基于显著图的纹理特征提取可以显著地拉伸无关背景和背景之间的对比度,能够较好的抑制复杂场景中的背景噪声。此外,显著图能够凸显出图像的结构信息,增强图像纹理信息,有助于提高纹理特征提取的准确性^[7-10]。鉴于此,本文在视觉显著图的基础上进一步提取视觉显著性纹理特征。

本文采用 Itti 显著性模型进行显著图提取,该模型在

1998 年由 Laurent Itti 等人提出。

Itti 显著性模型的核心操作包括特征的提取、显著图的生成、注意焦点的转移,各操作具体如下:

1) 为了能够有效地去除图像的冗余信息,利用高斯金字塔结构多尺度表示图像,从而得到颜色、方向、亮度 3 个底层视觉信息。

2) 在每一种特征图中利用生物的中央一周边计算方式进行竞争,在多个空间尺度上得到初级特征图,将得到的多种特征和尺度的特征显著图融合,最终形成一幅显著图。

3) 运用 WTA 竞争机制控制注意焦点的移动,图像中显著度更高的注意焦点就是 WTA 竞争机制中被识别出的关键点。因为待注意的目标与其周围目标相比更为突出,在竞争之中是胜利者,所以需要运用抑制返回检测的策略,以就近转移为原则,并且确定区域的大小,实现焦点的注意和转移。

1.2 视觉显著性纹理特征提取

在显著图提取的基础上,进一步提取显著图所包含的纹理特征,即得到显著性纹理特征。

提取纹理特征的方法有很多种,利用灰度共生矩阵提取纹理特征是一种经典的提取方法。灰度共生矩阵特征是 Haralick 等人在 1973 年第 1 次提出的,在二维图像空间,任一点 $k_1(a,b)$,其像素值为 m ;在 k_1 周围存在一点 $k_2(a+x,b+y)$,其像素值为 n ; k_1 和 k_2 形成一个点对,当 x 和 y 的值保持不变(点对的相对位置保持不变),遍历整个图像空间,则可获得不同的 (m,n) 值,当图像灰度等级为 L 时, m 和 n 组合的取值上限为 L^2 种;用 $L \times L$ 方阵表示每一种 (m,n) 组合出现的频次(其中数值 m 表示所在行,数值 n 表示所在列),并且将它们归一化为概率 $P(m,n)$,则方阵 $[P(m,n)]$ 称为灰度共生矩阵,以灰度共生矩阵为基础,可以分析并计算出纹理的一些共性特征,本文采用以下 5 个特征来表征图像的纹理特征。

1) 能量

$$ASM = \sum_i \sum_j p(i,j)^2 \quad (1)$$

能量也称为角二阶矩,是矩阵中每个元素的平方之和,反映了图像灰度分布的均匀程度和纹理粗细程度。

2) 对比度

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

对比度也称为反差,是矩阵主对角线附近的惯性矩,反映了图像的清晰程度和纹理的深浅。

3) 相关性

$$CORRLN = \left[\sum_i \sum_j ((ij)p(i,j)) - \mu_x \mu_y \right] / \sigma_x \sigma_y \quad (3)$$

相关性也称为相似性,用来衡量矩阵中的元素在行和列上的相似度,反映了图像中局部灰度的相关性。

4) 熵

$$ENT = - \sum_i \sum_j p(i,j) \log p(i,j) \quad (4)$$

熵用来度量图像所包含的信息量,反映了图像中纹理的复杂程度和随机性。

5) 逆差矩

$$IDM = \sum_i \sum_j \frac{1}{1+(i-j)^2} p(i,j) \quad (5)$$

逆差矩用来度量图像纹理的规则程度,值大说明图像的纹理变化小,较均匀,反之则杂乱。

提取纹理特征时,需要对灰度共生矩阵的计算结果进行处理,方法为分别取不同方向(0° 、 45° 、 90° 、 135° 方向)的偏移,求得相应的特征,然后计算这些特征的均值与方差,最终得到与方向无关的纹理特征。

1.3 色彩特征提取

色彩特征是图像的重要特征之一,并与纹理特征形成互补的关系。常用的颜色空间有 RGB、HSV、Lab、HIS 空间等,其中 RGB 空间模型规整,便于观察和使用,在数值化显示中最为常用,但其空间结构与人眼对色彩的主观判断不相符,因此通常采用 HSV 空间,其中的色调(hue)、饱和度和(saturation)、明度(value)与人眼对色彩的主观认识相对较为符合^[11-17]。

HSV 模型的色调 H 是由颜色名称来分辨的,用角度 $0^\circ \sim 360^\circ$ 度量;亮度 V 代表颜色的明暗度,一般用百分比度量,取值 $0 \sim 1$,从黑(0%)到白(100%);饱和度 S 代表颜色的深浅度,一般百分比来度量,取值 $0 \sim 1$,数值越大表明颜色越饱和。HSV 模型参如图 1 所示。

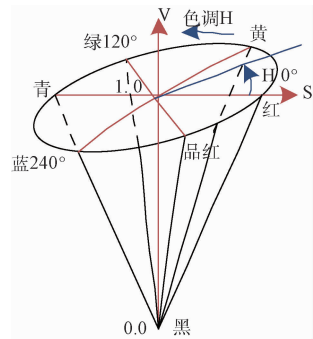


图 1 HSV 模型

从 RGB 空间到 HSV 空间的转化公式如下所示。

给定 RGB 颜色空间的值 (r,g,b) ,其中 $r,g,b \in [0, 255]$, $h \in [0,360]$, $s \in [0,1]$, $v \in [0,1]$ 。

设:

$$v' = \max(r,g,b) \quad (6)$$

定义:

$$r' = \frac{v-r}{v-\min(r,g,b)} \quad (7)$$

$$g' = \frac{v-g}{v-\min(r,g,b)} \quad (8)$$

$$b' = \frac{v-b}{v-\min(r,g,b)} \quad (9)$$

则:

$$v = v'/255 \tag{10}$$

$$s = (v' - \min(r, g, b))/v' \tag{11}$$

$$h' = \begin{cases} (5 + b'), r = \max(r, g, b) \ \& \ g = \min(r, g, b) \\ (1 - g'), r = \max(r, g, b) \ \& \ g \neq \min(r, g, b) \\ (1 + r'), g = \max(r, g, b) \ \& \ b = \min(r, g, b) \\ (3 - b'), g = \max(r, g, b) \ \& \ b \neq \min(r, g, b) \\ (3 + g'), b = \max(r, g, b) \ \& \ r = \min(r, g, b) \\ (5 - r'), \text{其他} \end{cases} \tag{12}$$

$$h = h' \cdot 60 \tag{13}$$

在 HSV 空间中,运用颜色直方图来表征图像的整体颜色特征。颜色直方图是较为常用的色彩特征,描述了色彩的统计分布特性,用该方法统计图像的色彩特征,统计结果不受图像位移、扭曲和缩放影响,它的主要思想是量化颜色空间并统计每个通道在该图像中的比重。

2 图像目标分类框架

首先采用 Itti 显著性模型得到显著图并在此基础上利用灰度共生矩阵得到纹理特征;其次利用 HSV 颜色直方图得到色彩特征;最后将两种特征进行融合送入(SVM)进行分类得到最终结果。流程框架参如图 2 所示。

本算法的方法如下:

- 1)利用 Itti 显著性模型检测输入图像的视觉显著性图像。
- 2)利用式(1)~(5)计算图像纹理特征。
- 3)利用式(10)、(11)、(13)计算图像色彩特征。
- 4)特征融合,将纹理及色彩特征向量进行累积形成融合特征向量。

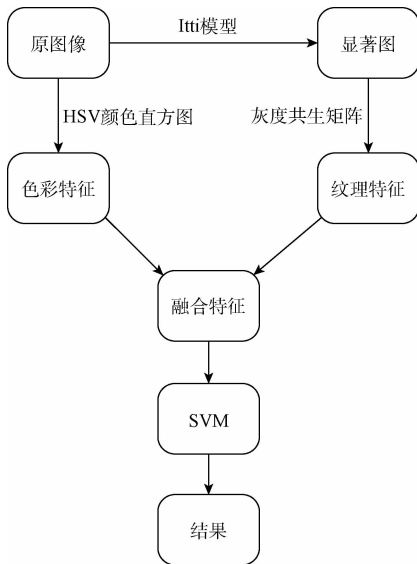


图 2 图像目标分类框架

5)SVM 分类器训练及测试。

3 实验与结果

3.1 核函数的选择

SVM 最大的优点是通过核函数的引入将输入空间中的线性不可分问题转化为高维空间中的线性可分问题,这样使得学习机器的非线性处理能力有了明显的提升。在高维空间中,利用原低维空间中的核函数完成内积运算而不需要利用映射后的样本进行复杂的运算,即升维之后仅仅变化内积运算,并不会使算法更加复杂。

SVM 的分类性能受到核函数的影响。常用的核函数有以下几种。

线性核函数:

$$K(x, x_i) = x \cdot x_i \tag{14}$$

多项式核函数:

$$K(x, x_i) = ((x \cdot x_i) + 1)^d \tag{15}$$

径向基(RBF)核函数:

$$K(x, x_i) = \exp\left(-\frac{|x - x_i|^2}{\sigma^2}\right) \tag{16}$$

Sigmoid 核函数:

$$K(x, x_i) = \tanh(k(x, x_i) - \delta) \tag{17}$$

采用不同核函数进行图像目标分类的结果如表 1 所示,由此得出,使用 RBF 核函数进行分类的准确率优于使用其他核函数进行分类的结果。

表 1 核函数的比较 (%)

	线性核函数	多项式核函数	RBF 核函数
基于融合特征分类的准确性	83.9	75.9	85.1

3.2 图像目标检测

本实验采用 SIMPLIcity 和 Corel5k 标准图像数据集,分别随机选取其中的 10 类图像,每类图像共有 100 幅,随机选择每类中的 50 幅图像作为训练集进行训练,将每类中的剩余 50 幅图像作为测试图像。采用 LIBSVM 库提供的可执行程序,选用 RBF 核函数,使用一对多的方法对每一类图像分别训练与预测。实验过程中先为每张图片赋予标签(0 或 1),进行训练,之后根据训练的模型,对测试数据进行预测分类,得到分类正确性的百分比。

实验环境是 CPU: Intel (R) Core (TM) i5; RAM: 16 GB;软件平台:Matlab R2015b;操作系统:Windows 10。

示例图像与对应显著图以及对应 HSV 直方图如图 3 和 4 所示,显著性纹理特征如表 2 所示。从样本图像及这些样本的量化指标中可以看到不同目标在显著性纹理特征和颜色特征上具有明显的差异,有利于后端分类效果的提高。

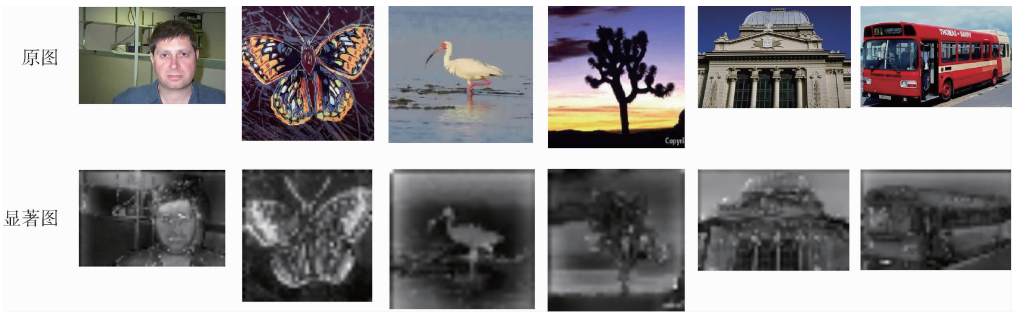


图 3 原图与对应显著图

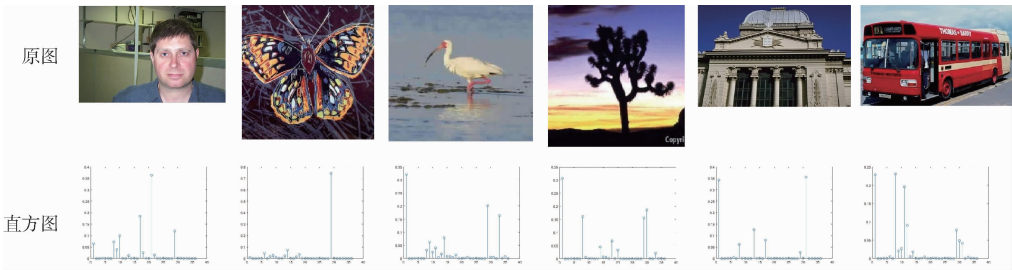


图 4 原图与对应 HSV 直方图

表 2 显著性纹理特征

	能量		熵		惯性矩		相关性		逆差距	
	均值	标准差	均值	标准差	均值	标准差	均值	标准差	均值	标准差
人脸	0.036 3	0.004 1	3.557 7	0.078 5	3.631 4	1.398 0	0.132 8	0.037 3	0.021 9	0.005 8
蝴蝶	0.047 3	0.005 1	3.249 4	0.140 6	5.283 8	1.505 4	0.061 7	0.050 8	0.029 2	0.006 2
树	0.055 2	0.005 1	3.095 3	0.079 7	3.656 3	1.365 0	0.044 5	0.163 3	0.029 2	0.002 8
朱鹭	0.049 4	0.007 0	3.118 4	0.128 8	2.525 5	1.077 5	0.262 6	0.185 6	0.029 2	0.007 3
建筑	0.059 2	0.003 1	3.087 3	0.032 0	3.011 6	0.999 0	0.084 4	0.191 6	0.041 3	0.006 0
汽车	0.092 1	0.010 4	2.644 7	0.053 3	1.944 2	0.925 1	0.037 9	1.038 9	0.057 1	0.024 9

使用不同数据集的分类正确率表 3 和表 4 所示。由此 特征提取的分类方法的准确率。可以得出采用特征融合的分类方法准确率高于采用单一

表 3 SIMPLIcity 数据集上的分类结果

(%)

	人	蝴蝶	树	朱鹭	飞机	老虎	桥	乌龟	老虎	鸟	平均
显著性纹理特征	79.7	75.1	82.1	76.2	83.6	76.8	80.6	76.9	76.7	77.5	79.70
色彩特征	82.1	78.6	81.8	78.9	81.4	82.9	78.2	79.6	75.9	77.8	79.81
融合特征	84.7	82.5	87.8	84.4	88.7	87.2	85.3	84.2	79.9	84.2	84.84

表 4 Corel5k 数据集上的分类结果

(%)

	人脸	海滩	建筑	车	恐龙	大象	花	马	山	菜肴	平均
显著性纹理特征	76.9	78.8	80.3	83.2	77.8	78.6	82.8	76.5	78.6	79.6	79.31
色彩特征	79.8	80.6	83.2	83.8	76.6	79.5	83.8	77.8	78.4	77.8	80.13
融合特征分类	86.2	85.5	88.7	87.8	82.8	85.6	86.8	79.3	83.2	84.6	85.05

4 结 论

本文提出一种显著性纹理特征提取方法,将显著性纹理特征同色彩特征融合并分类,实现了一种基于多特征融合的图像目标分类方法。由于色彩特征与纹理特征之间具有较强的互补性,融合之后的特征能够更加准确地表征图像目标,从而提高图像目标分类的准确率。利用标准图像数据集进行的分类实验结果表明本文方法能够较为精准地对多类图像目标进行分类,效果显著优于基于单一特征的图像目标分类方法。

参考文献

- [1] CHEN Z S, TU Y, WANG L L. An improved saliency detection algorithm based on Itti's model[J]. Technical Gazette, 2014, 21 (6): 1337-1344.
- [2] WANG Z F, SU H T, CHEN H S, et al. A model of target detection in variegated natural scene based on visual attention [J]. Applied Mechanics and Materials, 2013, 2490(333): 1213-1218.
- [3] LIU S. A study of image classification methods based on image feature-space learning [D]. Xi'an: Xidian University, 2014.
- [4] WANG J, YANG J, YU K, et al. Locality-constrained linear coding for image classification[C]. CVPR 2010; Proceedings of the 2010 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE, 2010: 3360-3367.
- [5] MANIK V, ANDREW Z. A statistical approach to material classification using image patch exemplars[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 31(11): 2032-2047.
- [6] LIU L, PAUL W. Texture classification from random features[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 31(11): 2032-2047.
- [7] 金韬, 任秀丽. 图像检索中颜色特征的提取与匹配[J]. 计算机辅助设计与图形学报, 2000, 12(6): 459-462.
- [8] 郑云飞, 张雄伟, 曹铁勇, 等. 基于颜色和运动空间分布的时空显著性区域检测算法[J]. 计算机应用研究, 2017(7): 1-9.
- [9] 戴佳哲. 基于内容的图像检索算法研究[D]. 杭州: 浙江理工大学, 2016.
- [10] 胡敏, 陈红波, 许良凤, 等. 基于颜色和纹理特征的黄瓜病害识别算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2015, 29(7): 970-977.
- [11] 汪婷, 方帅, 于磊. 基于立体视觉分析的显著性区域检测算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2015, 29(3): 399-407.
- [12] 徐胜, 彭启琮, 管庆. 一种基于视图和支持向量机的三维物体识别方法(英文)[J]. 光电工程, 2009 (2): 143-150.
- [13] 胡良梅, 杨慧, 张旭东, 等. 融合 RGB 特征和 Depth 特征的 3D 目标识别方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2015, 29(10): 1431-1439.
- [14] 史静, 朱虹, 邢楠, 等. 一种多尺度时频纹理特征融合的场景分类算法[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(10): 2333-2339.
- [15] 刘松松, 张辉, 毛征, 等. 基于 HRM 特征提取和 SVM 的目标检测方法[J]. 国外电子测量技术, 2014, 33(10): 38-41.
- [16] 金铭, 汪友生, 边航. 一种多特征融合的图像检索新方法[J]. 电子测量技术, 2016, 39(8): 85-89.
- [17] 张国刚, 徐向辉. 基于加权纹理特征的 SAR 图像目标识别算法[J]. 国外电子测量技术, 2015, 34(9): 22-25.

作者简介

韩辰希, 1993 年出生, 硕士研究生, 主要研究方向为机器视觉与图像处理。

E-mail: han_cx@126.com