

基于 LBC 的计算机生成图像盲鉴别算法

申铨京 李梦臻 吕颖达 陈海鹏

(吉林大学计算机科学与技术学院 长春 130012)

(吉林大学符号计算与知识工程教育部重点实验室 长春 130012)

摘要 针对现有的计算机生成图像盲鉴别算法选用的分类特征维度较高、通用性差等问题,提出了一种基于局部二进制计数模式的计算机生成图像盲鉴别算法。首先,将原始图像由 RGB 颜色空间转换为 HSV 颜色空间;然后,提取 HSV 颜色空间图像及其下采样图像的局部二进制计数模式矩阵,求取矩阵归一化直方图;最后,将上述直方图作为分类特征送入 SVM 分类器,实现计算机生成图像的盲鉴别。实验结果表明,该算法可以有效地鉴别自然图像和计算机生成图像,与现有算法相比具有更高的识别率和较低的特征维度。

关键词 图像盲鉴别,计算机生成图像,下采样图像,局部二进制计数模式,SVM 分类器

中图分类号 TP391 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2015.6.030

Blind Identification Algorithm of Photorealistic Computer Graphics Based on Local Binary Count

SHEN Xuan-jing LI Meng-zhen LV Ying-da CHEN Hai-peng

(College of Computer Science and Technology, Jilin University, Changchun 130012, China)

(Key Laboratory of Symbolic Computation and Knowledge Engineering of Ministry of Education, Jilin University, Changchun 130012, China)

Abstract Aiming at the problem that the classification features selected by the existing blind identification algorithms of photorealistic computer graphics have high dimensions and poor universalities, this paper put forward a blind identification algorithm of photorealistic computer graphics based on local binary count. First, the original image is converted from RGB color space to HSV color space. Then, the local binary count matrix is extracted from the HSV color space images and its down-sampling image, and the normalized histogram of the matrix is calculated. Finally, the above histogram is sent as classification features into the SVM classifier, implementing the blind identification of photorealistic computer graphics. The experimental results show that the algorithm can effectively identify photographic images and photorealistic computer graphics. Compared with the existing algorithm, it has higher recognition rate and lower feature dimension.

Keywords Blind identification, Photorealistic computer graphics, Down-sampling image, Local binary count, SVM classifier

1 前言

计算机生成图像(Photorealistic Computer Graphics, PRCG)是指由图像生成软件(如 Maya、Softimage 3D、3D Studio Max、LightWave 3D 等)经一系列复杂过程模拟生成的图像,而自然图像(Photographic Images, PIM)则是由数码相机拍摄而成的。PRCG 在视觉上与 PIM 极其相似,肉眼几乎难以区分。在电影、网络游戏中使用计算机生成图像可以使一些虚拟形象更加逼真,从而起到娱乐的效果。但随着图像处理软件易用性的提高,不法分子利用计算机生成图像冒充自然图像来达到不为人知的非法目的现象也越来越普遍。在多媒体取证和图像安全领域,高度逼真的计算机生成图像俨然

已经成为一种潜在的数字图像伪造方式^[1],如何有效地区分自然图像和计算机生成图像已经成为数字图像取证领域的研究热点。

现有的自然图像和计算机生成图像盲鉴别算法大都采用了机器学习(Machine Learning, ML)的方法,即将其视为一个自然图像和计算机生成图像的二分类问题,因此现有算法的主要区别就在于各自选取的分类特征不同^[2]。以此为依据,现有的算法主要分为两大类:基于统计特征差异的盲鉴别算法和基于成像过程差异的盲鉴别算法。针对第一类盲鉴别算法, Lyu 和 Farid 等人^[3]提出了基于独立镜像滤波器(Separable Quadrature Mirror Filters, QMFs)的高阶统计特征量的方法来进行分类。郑二功等人^[4]采用图像的相邻像素一致性直

到稿日期:2014-07-10 返修日期:2014-09-21 本文受国家青年科学基金项目(61305046),吉林省自然科学基金项目(20140101193JC),吉林省青年科学基金项目(20130522117JH)资助。

申铨京(1958-),男,博士,教授,主要研究方向为图像处理与模式识别、多媒体信息安全、智能控制技术, E-mail: xjshen@jlu.edu.cn; 李梦臻(1989-),女,硕士生,主要研究方向为图像处理与模式识别; 吕颖达(1983-),女,博士生,主要研究方向为图像处理与模式识别、多媒体信息安全; 陈海鹏(1978-),男,博士,副教授, CCF 会员,主要研究方向为图像处理与模式识别、多媒体信息安全。

方图特征 (Adjacent Pixels Coherence Histogram, APCH) 和共生矩阵特征 (Co-occurrence Matrix) 作为分类特征进行检测。Xu 等人^[5]根据首位数字定律 (也称为 Benford 定律), 从彩色图像的离散余弦变换 (Discrete Cosine Transform, DCT) 系数及梯度图像中提取首位数字特征, 实现了自然图像与计算机生成图像的鉴别。Wu 等人^[6]从差分图像的直方图特征入手来实现自然图像和计算机生成图像的鉴别。Li 等人^[7]采用局部二进制模式 (Local Binary Pattern, LBP) 来实现自然图像和计算机生成图像的鉴别, 取得了很好的检测效果。对于第二类盲鉴别算法, Dehnie 等人^[8]利用自然图像在成像过程中会引入模式噪声, 而这些模式噪声在计算机生成图像中不会出现, 反之亦然, 利用这个道理来实现对自然图像和计算机生成图像的检测。自然图像在生成过程中经过彩色滤波矩阵 (Color Filter Array, CFA) 插值可能会存在色差, 而计算机生成图像中不存在该问题, Dirik 等人^[9]以此为依据实现对这两类图像的正确分类。

现有的计算机生成图像盲鉴别算法通常都将重点放在分类特征的选取上, 因而忽视了对分类特征进行分析和优化。而且大多数算法所采用的分类特征维度都在 100 维以上, 计算复杂性较高, 通用性差。

无论从图像内容角度出发还是从图像生成机制角度出发, 自然图像与计算机生成图像之间都存在着明显的差异^[10]。首先从图像内容角度出发, 自然图像中的内容通常都是人眼可见的场景, 而计算机生成图像中的内容虽然大多数来源于对真实场景的模拟, 但也有很多是虚拟世界的场景。其次, 从图像生成机制角度考虑, PIM 和 PRCG 的区别主要表现在以下 3 个方面: 1) 获取途径差异: 自然图像是由数码相机拍摄而成的, 而计算机生成图像则是由图像处理软件模拟生成的; 2) 对象模型差异: 自然图像获取的是真实世界的场景, 这些场景大多比较复杂; 而计算机生成图像则大多是利用简单的几何图形 (如点、线、面等) 模拟生成的; 3) 光线传输差异: 自然图像利用的是光线的反射原理; 而计算机生成图像则是利用软件对光线的反射进行模拟, 从而达到类似的效果, 而且会根据经验来处理一些模拟过程中出现的误差等。

这些差异造成了这两类图像的统计分布规律不同, 例如平滑度、色彩数量、直方图连续性和细小纹理复杂度等。一般而言, 自然图像比计算机生成图像在亮度、色彩、纹理等方面的变化更缓慢, 层次更丰富。

局部二进制计数模式^[11] (Local Binary Count, LBC) 是一种描述图像局部空间结构的非参数算子, 在图像纹理特征分类方面具有较强的区分能力, 并且计算简单, 鉴别能力强。

基于此, 本文采用局部二进制计数模式矩阵直方图特征作为分类特征, 实现了对计算机生成图像的盲鉴别。实验结果表明, 该算法可以有效地鉴别自然图像和计算机生成图像, 与现有算法相比具有更高的识别率和较低的特征维数。

2 算法描述

本文提出了一种基于局部二进制计数模式的计算机生成图像盲鉴别算法, 其基本流程如图 1 所示。

(1) 通过训练图像构造用于建立分类模型的特征向量。首先, 将原始图像由 RGB 颜色空间转换为 HSV 颜色空间; 然后提取 HSV 颜色空间图像的下采样图像; 接着提取 HSV 颜

色空间图像及其下采样图像的 LBC 矩阵; 最后求取 LBC 矩阵的归一化直方图, 作为对自然图像与计算机生成图像进行分类的特征向量。

(2) 将上述提取的直方图特征作为分类特征及其对应的标签送入 SVM 分类器进行训练, 计算机生成图像对应的特征标签为 -1, 自然图像则为 1。训练过程中选用了 SVM 分类器的 RBF 核函数, 在交叉验证过程中用网格搜索法自动寻找最优的惩罚因子 C 和核函数的参数 γ , 从而建立分类模型。

(3) 对于测试图像: 首先采用与训练图像相同的方法提取测试图像的特征向量, 然后利用得到的分类模型进行检测, 得到实验结果。

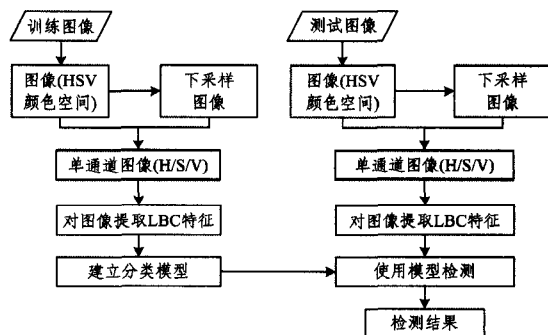


图 1 算法基本流程图

2.1 颜色空间转换

HSV 颜色空间是由色度 (Hue)、饱和度 (Saturation) 和亮度 (Value) 构成的, 将亮度与颜色信息 (色度和饱和度) 分离, 使之与人类的视觉感知相对应, 能较好地反映人类对色彩的感知和鉴别, 非常适用于彩色图像处理。文献^[4]的实验结果表明, 基于 HSV 颜色空间的特征识别率比 RGB 颜色空间的特征识别率高 5%。综上所述, HSV 颜色空间较 RGB 颜色空间更适合鉴别自然图像和计算机生成图像。因此, 本文选择在 HSV 颜色空间提取局部二进制计数模式直方图特征。

由 RGB 颜色空间转换为 HSV 颜色空间如式 (1) 一式 (3) 所示:

$$H = \begin{cases} 60 \left(\frac{G-B}{\delta} \right), & \text{if } MAX=R \\ 60 \left(\frac{B-R}{\delta} + 2 \right), & \text{if } MAX=G \\ 60 \left(\frac{R-G}{\delta} + 4 \right), & \text{if } MAX=B \\ \text{not defined} & \end{cases} \quad (1)$$

$$S = \begin{cases} \frac{\delta}{MAX}, & \text{if } MAX \neq 0 \\ 0, & \text{if } MAX = 0 \end{cases} \quad (2)$$

$$V = MAX \quad (3)$$

其中, $MAX = \max(R, G, B)$, $MIN = \min(R, G, B)$, $\delta = MAX - MIN$ 。需要注意的是, 式中的 R, G, B 值均归一化到 $[0, 1]$ 。为保证 H 的取值范围在 $[0, 360]$ 中, 当 $H < 0$ 时, 做如下处理: $H = H + 360, \text{if } H < 0$ 。

2.2 下采样图像

本文提取图像的局部二进制计数模式矩阵直方图特征来鉴别自然图像和计算机生成图像。这两类图像尤其是计算机生成图像的像素之间的相关性会在较大尺度上存在。获取图像更大尺度上的纹理信息的解决方案有两种: 1) 增大 LBC 的邻域半径; 2) 对图像进行下采样。增大 LBC 的邻域半径虽然

可以提高检测率,但是效果不明显,而且会大幅度地增加特征维度。此外,当LBC的邻域半径增大到一定程度时还会降低检测率。虽然下采样图像在一定程度上会造成图像的失真,但是文献[12]的实验结果表明,这并不会对计算机生成图像的检测造成影响。因此本文选取对图像进行下采样^[13]来获取图像更大尺度上的纹理信息。对图像进行下采样的具体公式如式(4)所示:

$$F^*(x,y) = \lfloor \sum_{u=0}^1 \sum_{v=0}^1 \frac{F(2x+u,2y+v)}{4} \rfloor \quad (4)$$

其中, $F(x,y)$ 表示原始图像的像素值, $F^*(x,y)$ 表示下采样图像的像素值, $\lfloor \cdot \rfloor$ 符号表示向下取整,向下取整是为了确保下采样之后的图像像素值的变化范围与原图像相同。式(4)表明:下采样图像 F^* 的尺寸为原始图像 F 的1/4,下采样图像 F^* 中的一个像素对应了原始图像 F 中的4个像素,因此下采样图像 F^* 中相邻两个像素的信息可以反映原始图像 F 中相邻8个像素的信息,所以在下采样图像中提取局部二进制计数模式矩阵直方图特征可以反映比原始图像 F 更大尺度上的纹理信息。

2.3 LBC 特征提取

局部二进制计数模式是定义在以 R 为半径的 P 个邻域上的纹理算子,主要用来分析图像的纹理特征。计算机生成图像和自然图像成像内容和成像过程的差异造成了这两类图像的统计分布规律不同。计算机生成图像在色彩数量、边缘信息以及平滑度方面与自然图像存在很大的不同,提取图像

的LBC纹理特征可以反映给定图像的颜色分布以及边缘信息的差异,以此来对计算机生成图像和自然图像进行分类。

图2给出了几种不同半径的LBC算子的示例图。

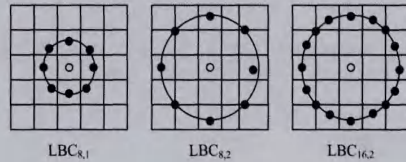


图2 几种LBC算子

我们在大量的实验基础上给出了一些典型的自然图像和计算机生成图像在HSV颜色空间中H通道提取的LBC特征的直方图,如图3所示。其中图3(a)和图3(c)都是相对比较平滑的图像,计算机生成图像图3(c)对应的LBC直方图变化更平缓。对比纹理比较丰富的图3(b)和图3(d),也会有同样的发现:计算机生成图像图3(d)的变化更平缓。综上所述,计算机生成图像的LBC直方图特征比自然图像的LBC直方图特征变化更平缓。因此,LBC直方图特征可以作为分类自然图像和计算机生成图像的纹理特征。

此外,文献[7]采用了LBP算子对计算机生成图像进行分类,本文在LBP的基础上进行改进,利用LBC对计算机生成图像进行盲鉴别,最后的实验结果也进一步论证了LBC直方图特征可以更加有效地鉴别这两类图像。因此本文提出了基于LBC的计算机生成图像盲鉴别算法。

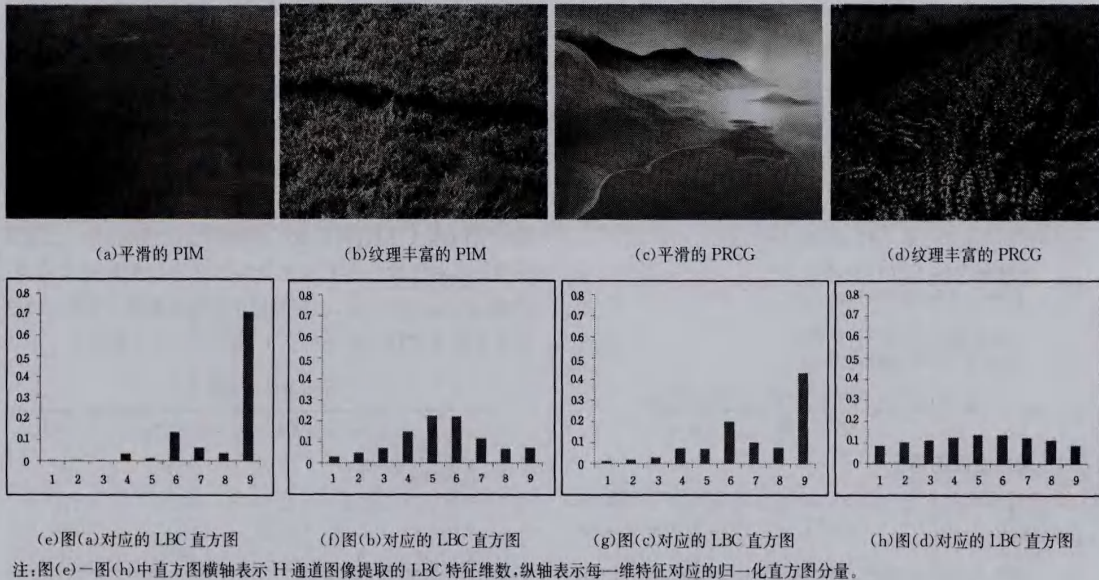


图3 典型的PIM和PRCG的LBC直方图比较

提取局部二进制计数模式主要包括两个步骤:首先,确定局部邻域中心像素的像素值 g_c 为阈值,将相邻像素的像素值 g_p ($p=0,1,\dots,P-1$)和该阈值作比较并转化为二值化数值。较大的像素值二值化为1,较小的像素值二值化为0;然后,将上述步骤得到的邻域二进制编码衔接起来,将其转化为十进制数作为该邻域中心像素的LBC编码。

局部二进制计数模式的计算公式如式(5)所示:

$$LBC_{P,R} = \sum_{p=0}^{P-1} s(g_p - g_c) \quad (5)$$

其中, g_c 为邻域中心像素的像素值, g_p ($p=0,1,\dots,P-1$)是以

$$g_c \text{ 为中心, } R \text{ 为半径上的邻域像素的像素值, } s(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases}.$$

一幅尺寸为 $M \times N$ 的图像由RGB颜色空间转换为HSV颜色空间,然后提取LBC矩阵直方图特征。具体过程如下:

①以H通道图像为例,提取图像半径为1的8邻域 $LBC_{8,1}$ 矩阵,得到一个与图像尺寸大小相同的矩阵 F_H 。

②按式(6)计算矩阵 F_H 的归一化直方图。

$$H(i) = \frac{1}{M \times N} \sum_{x=0}^M \sum_{y=0}^N F_H(x,y) = i \quad (6)$$

其中, $i=0,1,\dots,8$ 。为了提高直方图分量的区分度和检测

率,按式(7)对直方图分量做一个对数变换。

$$\log H(i) = \log_{10}(1 + H(i)) \quad (7)$$

③对于S、V通道图像,重复步骤①、②,得到 $9 \times 3 = 27$ 维特征。

④对于下采样图像,重复步骤①—③,得到第二组27维特征。

3 实验结果

采用支持向量机 LIBSVM^[14] 作为分类器,选用 RBF 核函数,在交叉验证过程中用网格搜索法自动寻找最优的惩罚因子C和核函数的参数 γ 。所有实验的硬件环境为:2.70 GHz,AMD Athlon(tm)7750 处理器,2G内存;软件环境为:Microsoft Visual Studio 2010。

3.1 图像库

为了检验所提取特征的分类性能,本文建立了包含1000幅自然图像和1000幅计算机生成图像的图像库。所有图像均以JPEG格式存储,分辨率有 737×492 、 722×480 等不同规格。图像内容分为白天、夜晚;室内、室外;风景、人物、建筑等,涉及范围广泛。其中,1000幅自然图像中有800幅来自哥伦比亚大学自然图像库^[15],剩余图像主要来自于个人收集;1000幅计算机生成图像中有200幅来自于哥伦比亚大学计算机生成图像库^[15],剩余的800幅均从国内外知名计算机生成图像网站上下载,涉及多种图形绘制软件,如 Maya、Softimage 3D、3D Studio Max、Lightwave 3D 等。

每次实验从图像库中随机选取4/5的图像(即800幅PIM和800幅PRCG)做训练样本,剩余的1/5(即200幅PIM和200幅PRCG)做测试样本。为了减小样本随机性对分类结果的影响,取10次实验结果的平均值作为对分类性能的评价。

具体评价指标定义如式(8)所示:

$$\begin{aligned} TP &= \frac{\text{正确分类的 PRCG 样本个数}}{\text{判断为 PRCG 的样本个数}} \\ TN &= \frac{\text{正确分类的 PIM 样本个数}}{\text{判断为 PIM 的样本个数}} \\ Accuracy &= \frac{\text{正确分类的 PRCG 和 PIM 样本总数}}{\text{样本总数}} \end{aligned} \quad (8)$$

3.2 对于颜色空间的验证

在实验过程中我们选择 HSV 颜色空间来提取这两类图像的 LBC 矩阵直方图特征,2.1 节中阐述了相关依据。为了验证 HSV 颜色空间的有效性,我们按照相同的流程在 RGB 颜色空间提取了自然图像和计算机生成图像的 LBC 矩阵直方图特征来检测这两类图像。实验结果如表 1 所列。

表 1 不同颜色空间实验结果对比表

颜色空间	TP(%)	TN(%)	Accuracy(%)
HSV	95	97.5	96.25
RGB	83.75	90	86.88

表 1 的实验结果表明:在 HSV 颜色空间提取的基于局部二进制计数模式直方图特征的检测率可达 96.25%,比在 RGB 颜色空间提取的同类特征的检测率约高 10%,这也说明基于 HSV 颜色空间提取的特征比基于 RGB 颜色空间提取的特征更适于鉴别自然图像和计算机生成图像。

3.3 多尺度 LBC

2.3 节中阐述的局部二进制计数模式是一种定义在以R为半径的P个邻域上的纹理算子,是一种多尺度纹理特征。为了验证尺度对实验结果的影响,我们选择了不同半径下不同邻域个数的LBC矩阵直方图特征进行实验。实验结果如表2所列。

表 2 不同尺度实验结果对比表

LBC 尺度	TP (%)	TN (%)	Accuracy (%)	特征维数	运行时间/每幅图像(s)
LBC _{4,1}	88.13	95	91.56	30	0.484
LBC _{8,1}	95	97.5	96.25	54	0.515
LBC _{12,1.5}	95.63	99.38	97.5	78	1.187
LBC _{16,2}	97.5	99.38	98.44	102	1.563

表 2 的实验结果表明:以 1 为半径的 4 邻域 LBC 直方图特征检测率低于以 1 为半径的 8 邻域 LBC 直方图特征的检测率。并且,在增大半径的同时邻域数目也相应增加,对应的这两类图像的检测率也增高,但是与此对应的是运行时间大大增加。这其中以 2 为半径的 16 邻域 LBC 直方图特征相比检测率最高,但是对应的特征维数比以 1 为半径的 8 邻域 LBC 直方图特征提高了接近一倍,对应的空间复杂度和时间复杂度都高出很多。以 1.5 为半径的 LBC 直方图特征对计算机生成图像的检测率与以 1 为半径的 8 邻域 LBC 直方图特征相比提高并不多,因此我们选择以 1 为半径的 8 邻域 LBC 直方图特征,在保证检测率的同时还降低了特征维数,而且时间复杂度相对较低。

3.4 算法性能

文献[4,6,7]也是基于图像统计特征的差异来区分自然图像和计算机生成图像,其中文献[4]提取了图像 8 邻域的 81 维相邻像素一致性直方图特征,文献[6]提取了水平、垂直、对角和次对角以及迭代差分图像的 112 维直方图特征,文献[7]提取了图像的 236 维 LBP 特征。这几种算法是目前比较前沿的算法,而且都提取了图像的纹理特征,与本文算法有较强的可对比性。为了对比分析本文算法的性能优势,我们在相同的实验平台下,采用相同的图像数据库,将本文算法与这几个算法进行对比分析。实验结果如表 3 所列。

表 3 不同算法实验结果对比表

算法	TP(%)	TN(%)	Accuracy(%)	特征维数
文献[4]的 APCH 特征	93.75	94.38	94.06	81
文献[6]	80.36	91.88	86.25	112
文献[7]	91.88	93.75	92.81	236
本文算法	95	97.5	96.25	54

表 3 的实验结果表明:本文的算法即在 HSV 颜色空间提取的基于局部二进制计数模式直方图特征的检测性能最好,算法识别率为 96.25%,高于文献[4,6,7]中算法的检测率。与文献[4,6,7]相比,本文提取的局部二进制计数模式直方图特征维数较低,只有 54 维。与文献[7]的对比结果说明,在 LBP 基础上提出的改进——局部二进制计数模式纹理特征更能反映自然图像与计算机生成图像的纹理特征差异。综上所述,局部二进制计数模式直方图特征更适合实现自然图像和计算机生成图像的分类。

结束语 自然图像和计算机生成图像由于成像内容和成

(下转第 161 页)

- cryptosystem[C]//6th International Conference on Computer Sciences and Convergence Information Technology. Washington; IEEE, 2011; 613-617
- [9] Murakami Y. A New Construction of Knapsack PKC by Using A Random Sequence[C]//Global Telecommunications Conference. Washington; IEEE, 2009; 1-6
- [10] 王保仓, 韦永壮, 胡子濮. 基于随机背包的公钥密码[J]. 电子与信息学报, 2010, 32(7): 1580-1584
Wang Bao-cang, Wei Yong-zhuang, Hu Yu-pu. Public Key Cryptosystem Using Random Knapsacks[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2010, 32(7): 1580-1584
- [11] 王保仓, 胡子濮. 高密度背包型公钥密码体制的设计[J]. 电子与信息学报, 2006, 28(12): 2390-2393
Wang Bao-cang, Hu Yu-pu. Knapsack-Type Public-Key Cryptosystem with High Density[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2006, 28(12): 2390-2393
- [12] Murakami Y, Nasako T. Knapsack Public-Key Cryptosystem Using Chinese Remainder Theorem[DB/OL]. 2014-9-6. <http://eprint.iacr.org/2007/107.pdf>
- [13] Wang Bao-cang, Hu Yu-pu. Quadratic compact knapsack publickey cryptosystem[J]. Computers & Mathematics with Applications, 2010, 59(1): 194-206
- [14] Peng Li-qiang, Zuo Jin-yin, Hu Lei, et al. Analysis of Two Public Key Cryptosystems Based on Randomized Knapsack Sequences[J]. Chinese Journal of Electronics, 2014, 23(1): 175-178
- [15] 古春生, 于志敏, 景征骏. 基于随机背包公钥密码的攻击[J]. 计算机应用研究, 2012, 29(9): 3486-3488
Gu Chun-sheng, Yu Zhi-min, Jing Zheng-jun. Attack on random knapsack-based public key cryptosystems[J]. Application Research of Computers, 2012, 29(9): 3486-3488
- [16] Lee M S. Improved cryptanalysis of a knapsack-based probabilistic encryption scheme[J]. Information Sciences, 2013, 222(2): 779-783
- [17] Rastaghi R, Oskouei H R D. Cryptanalysis of a Public-key Cryptosystem Using Lattice Basis Reduction Algorithm[J]. International Journal of Computer Science, 2012, 9(1): 110-117

(上接第 138 页)

像机理的不同,造成自然图像和计算机生成图像之间存在明显的纹理特征差异。基于此,本文在 HSV 颜色空间提取了图像及其下采样图像的局部二进制计数模式直方图特征,结合 SVM 分类器实现了自然图像和计算机生成图像的鉴别。与现有算法相比,本文算法在降低特征维度的同时取得了较高的识别率。

参 考 文 献

- [1] 万国富. 基于分形维数的自然图像盲鉴别算法研究[D]. 长春: 吉林大学, 2013
Wan Guo-fu. Research on natural image blind identifying algorithm based on fractal dimension[D]. Changchun; Jilin University, 2013
- [2] 张震, 杨宇豪. 基于 Benford 模型的自然图像与计算机生成图像的鉴别[J]. 北京工业大学学报, 2013, 39(6): 930-935
Zhang Zhen, Yang Yu-hao. Distinguishing computer graphics from natural image based on Benford model[J]. Journal of Beijing University of Technology, 2013, 39(6): 930-935
- [3] Lyu S, Farid H. How realistic is photorealistic?[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2005, 53(2): 845-850
- [4] 郑二功, 平西建. 一种基于相邻像素一致性的数码照片与计算机图像鉴别方法[J]. 计算机研究与发展, 2009, 46(增刊 I): 258-262
Zheng Er-gong, Ping Xi-jian. Identifying computer graphics from digital photographs based on coherence of adjacent pixels[J]. Journal of Computer Research and Development, 2009, 46(Suppl I): 258-262
- [5] Xu B, Wang J, Liu G, et al. Photorealistic computer graphics forensics based on leading digit law[J]. Journal of Electronics (China), 2011, 28(1): 95-100
- [6] Wu R, Li X, Yang B. Identifying computer generated graphics via histogram features[C]//2011 18th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). IEEE, 2011; 1933-1936
- [7] Li Z, Ye J, Shi Y Q. Distinguishing computer graphics from photographic images using local binary patterns[M]//Digital Forensics and Watermarking. Springer Berlin Heidelberg, 2013; 228-241
- [8] Dehnie S, Sencar T, Memon N. Digital image forensics for identifying computer generated and digital camera images[C]//2006 IEEE International Conference on Image Processing. IEEE, 2006; 2313-2316
- [9] Dirik A E, Bayram S, Sencar H T, et al. New features to identify computer generated images[C]//IEEE International Conference on Image Processing, 2007 (ICIP 2007). IEEE, 2007, 4: 433-436
- [10] 郭克. 自然图像和计算机生成图像检测方法研究[D]. 宁波: 宁波大学, 2012
Guo Ke. Research on the detection methods of natural images and computer-generated images[D]. Ningbo; Ningbo University, 2012
- [11] Zhao Y, Huang D, Jia W. Completed local binary count for rotation invariant texture classification [J]. IEEE Trans. Image Process., 2012, 21(10): 4492-4497
- [12] 李文祥, 张涛, 郑二功, 等. 基于二阶差分统计量的自然图像与计算机图形的鉴别[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2010, 22(9): 1613-1618
Li Wen-xiang, Zhang Tao, Zheng Er-gong, et al. Discrimination between natural images and photorealistic computer graphics using second-order difference statistics[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2010, 22(9): 1613-1618
- [13] Ker A D. Steganalysis of LSB matching in grayscale images[J]. Signal Processing Letters, IEEE, 2005, 12(6): 441-444
- [14] Chang C C, Lin C J. LIBSVM: a library for support vector machines[J]. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology (TIST), 2011, 2(3): 27
- [15] Ng T T, Chang S F, Hsu J, et al. Columbia photographic images and photorealistic computer graphics dataset[R]. Columbia University, ADVENT Technical Report, 2005; 205-2004