

基于动态部位特征的步态识别方法

车麟麟*, 孔英会

(华北电力大学 电气与工程学院, 河北 保定 071003)

(* 通信作者电子邮箱 linlin.c@sohu.com)

摘要:为了在衣着饰物变化条件下进行步态识别,提出了一种基于动态部位特征的步态识别方法。首先,采用泊松方程给步态轮廓内的每个点赋值,并构造合适的阈值函数来提取步态序列的动态部位特征;然后,统计其等角度间隔的扇形区域内的均值和方差,用其构造动态特征向量;最后,利用支持向量机算法在行走人衣着饰物发生变化的条件下进行步态分类。通过在 CASIA 大规模步态数据库上的实验,验证了该方法的有效性和鲁棒性。

关键词:步态识别;泊松方程;动态特征;支持向量机

中图分类号:TP391.4 **文献标志码:**A

Gait recognition method based on dynamic feature

CHE Lin-lin*, KONG Ying-hui

(School of Electrical and Electronic Engineering, North China Electric Power University, Baoding Hebei 071003, China)

Abstract: Considering clothes and accouterments, gait recognition method based on dynamic feature was proposed in this paper. Firstly, a value could be got by solving the Poisson equation in the gait shape area and a threshold function was constructed for dynamic feature of gait sequence. Secondly, the angle interval mean and variance of all values of the gait silhouette images in a sector region were computed. And the dynamic feature vector was constructed by them. Finally, Support Vector Machine (SVM) was used to classify the gait sequences with clothes and accouterments. The experimental results show the effectiveness of the proposed method in the CASIA gait database.

Key words: gait recognition; Poisson equation; dynamic feature; Support Vector Machine (SVM)

0 引言

生物特征识别作为一种身份认证手段,在信息安全领域已得到了广泛的应用。步态作为一种新的生物特征,其由于具有非侵犯性、难伪装性、且可在远距离非接触和低分辨率的情况下进行图像捕获等优点,所以已成为计算自动机识别中的一个研究热点^[1-2]。为了提供一定规模的步态评估数据库,中国科学院自动化研究所创建了 CASIA 数据集步态数据库^[3],且该库已得到了广泛的认可。其具有多种行走条件下的数据样本,图 1 所示为数据库中同一个人的三种行走条件下(正常、穿大衣、背包)的步态图例,其中点线为定标块。

步态识别的研究重点之一在于步态特征的提取,优良的特征对于最后的识别结果起着至关重要的作用。步态特征主要分为两个方面:整体特征和动态局部特征。以行走时人体的轮廓来表征步态特点的方法^[4-5]主要有步态能量图法^[6]、使用 Zernike 矩^[7]、小波描述子^[8]提取特征的方法,并且也取得了一定的效果。但在行走人衣着饰物发生改变的情况下,以上算法的识别精度还有待提高。针对以上情况提出了基于动态局部特征的步态识别,其可以很好地解决上述问题^[9]。

本文提出了一种基于动态部位特征的步态识别方法,其可通过构造步态特征向量 V 来解决行走人衣着饰物发生改变情况下的步态识别。其系统框架如图 2 所示。该方法首先通过预处理和目标检测得到运动目标的黑白两色二维轮廓;其次利用泊松方程得到在轮廓内任一点到轮廓边界的平均随

机行走时间,在此基础上构造阈值函数提取动态部位(如头、胳膊和腿);然后统计其等角度间隔的扇形区域内所有点的均值和方差,用其构造动态特征向量 V ;最后利用支持向量机(Support Vector Machine, SVM)算法验证其有效性和鲁棒性。

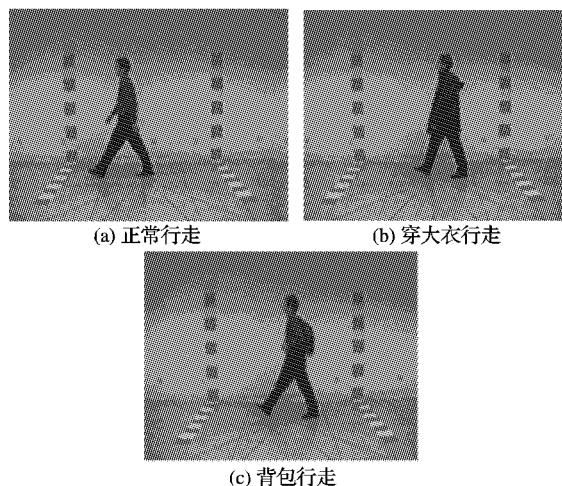


图 1 CASIA 数据库三种行走条件下的例图

1 基于泊松方程的步态识别

Gorelick 等^[10]提出一种形状表示的方法,该方法利用泊松方程的解构造出有效描述形状的特征函数,再用几何矩得到泊松方程—几何矩描述子,应用于形状检索和分类中取得了很好的效果。对于轮廓 S ,其边界为简单封闭曲线 ∂S ,给定轮廓内一点,将一些点放在这一点上,让它们随机行走到达边

收稿日期:2012-06-18;修回日期:2012-07-19。

作者简介:车麟麟(1981-),女(满),河北保定人,工程师,硕士,主要研究方向:数字图像处理、通信与信息系统;孔英会(1965-),女,河北保定人,教授,博士,主要研究方向:数字图像处理、智能信息处理。

界,统计它们随机行走到达边界的平均时间。该时间可通过求解式(1)即泊松方程^[10]得到。

$$\begin{cases} \Delta U(x,y) = -1 \\ U(x,y) = 0; (x,y) \in \partial S \end{cases} \quad (1)$$

其中: $\Delta U(x,y) = U_{xx} + U_{yy}$ 为 U 的拉普拉斯算子; $U(x,y) = 0, (x,y) \in \partial S$ 称为狄利克雷边界条件。

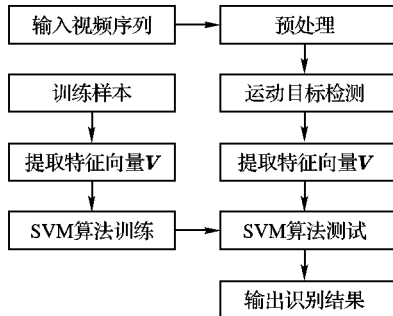


图2 步态识别系统框架

受该方法的启发,对步态序列中的某一帧得到黑白两色表示的二维轮廓 S , 如图3所示,计算其随机行走时间,即整体轮廓的泊松方程解 U_{whole} , 如图4所示。用超松弛迭代法对式(1)求解,得到 S 的 U_{whole} 。图中不同颜色值代表不同的随机行走时间,时间和颜色的对应关系如右图柱所示。分析图4可得, U_{whole} 从中心越向外延伸,其随机行走到达边界所需的时间越少,其值越接近于0。所以, U_{whole} 的最高值在轮廓的中心部分取得,而在周围的突出部分(如头、胳膊和腿) U_{whole} 的值相对很低。

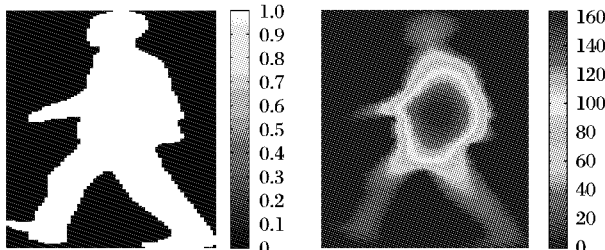


图3 正常行走的 S 图

图4 正常行走的 U_{whole} 图

综上所述,根据时间数值的不同分布特点构造阈值函数从而提取动态信息的方法是可行的。且动态特征可很好地解决对于穿大衣和背包情况对识别结果的影响。因此,本文着重研究动态特征阈值函数的构造。

2 基于阈值函数的动态部位特征提取

通过构造阈值函数对步态轮廓进行动态部位(如头、胳膊和腿)提取。利用式(2)构造 $U(x,y)$ 的特征函数 φ ^[10],通过取定 φ 的不同阈值,可将 U_{whole} 分成不同的部分,从而得到动态部位 U_{dynamic} 。

$$\varphi(x,y) = U(x,y) + \|\nabla U(x,y)\|^2 \quad (2)$$

对图4中的 U_{whole} 分别取所有小于 $\min(0.35 \log \varphi)$ 、 $\min(0.55 \log \varphi)$ 、 $\min(0.78 \log \varphi)$ 的值分别得到的 U_{dynamic} 如图5中(a)、(b)、(c)所示。

对穿大衣行走序列中的某一帧进行如上计算,其 S 如图6所示,其 U_{whole} 如图7所示。对图7中 U_{whole} 分别取所有小于 $\min(0.35 \log \varphi)$ 、 $\min(0.55 \log \varphi)$ 、 $\min(0.78 \log \varphi)$ 的值分别得到的 U_{dynamic} 如图8中(a)、(b)、(c)所示。

对背包行走序列中的某一帧得到其 S 如图9所示,利用式(1)得到其 U_{whole} 如图10所示。对图10中 U_{whole} 分别取所

有小于 $\min(0.35 \log \varphi)$ 、 $\min(0.55 \log \varphi)$ 、 $\min(0.78 \log \varphi)$ 的值分别得到的 U_{dynamic} 如图11中(a)、(b)、(c)所示。

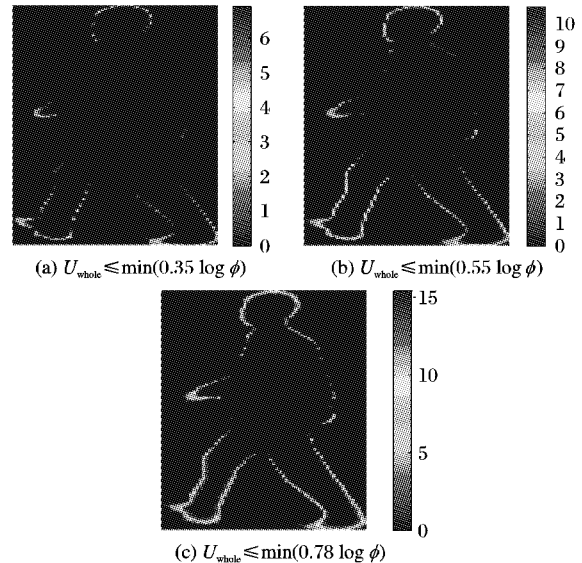


图5 正常行走的 U_{dynamic} 图

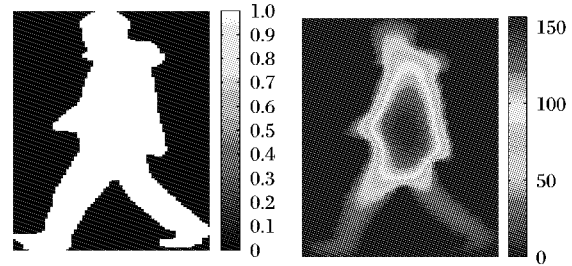


图6 穿大衣行走的 S 图

图7 穿大衣行走的 U_{whole} 图

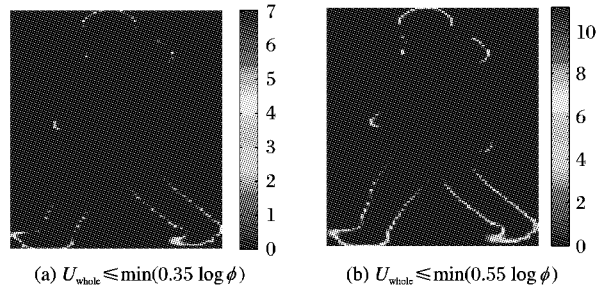


图8 穿大衣行走的 U_{dynamic} 图

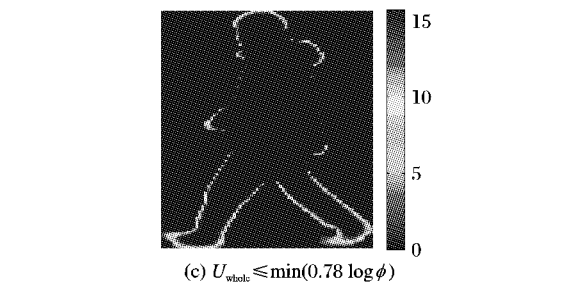
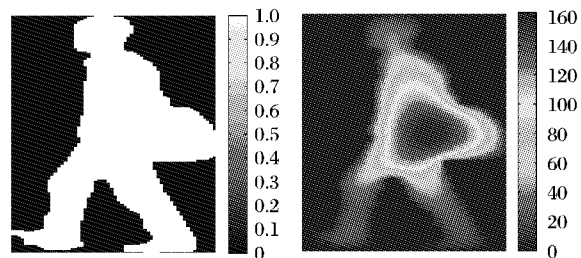


图9 背包行走的 S 图

图10 背包行走的 U_{whole} 图



由图5、图8、图11可看出 U_{dynamic} 基本上已消除了穿外套

和背包的影响,信息主要集中在运动部位上。然而,其中的 $\log \varphi$ 选取的系数不同最后的结果也不同, $\log \varphi$ 的系数越小保留的值越少,该系数若选取太小则会丢失有用信息;若选取太大则无法消除穿外套和背包的影响。

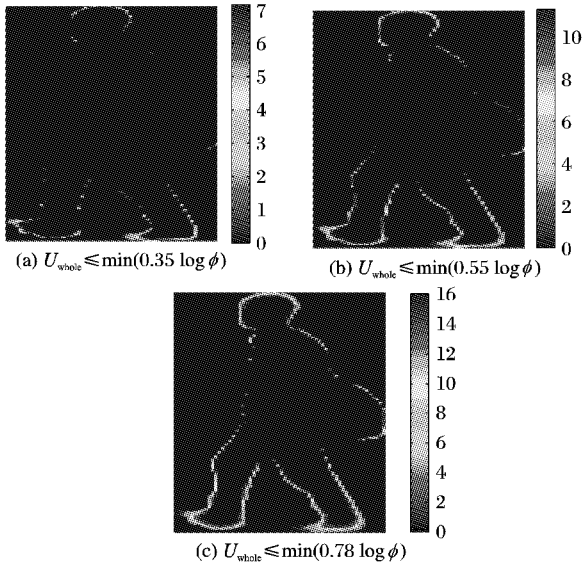


图 11 背包行走的 $U_{dynamic}$ 图

3 步态特征计算

重新建立坐标系,并以图像质心为原点。以逆时针方向,按照固定角度步长,从 X 轴的正半轴开始,把一帧图像划分成若干个扇形区域^[11],如图 12 所示。若步长为 $\Delta\theta$,则一帧图像就被分为 $N = 360/\Delta\theta$ 个扇形区域。

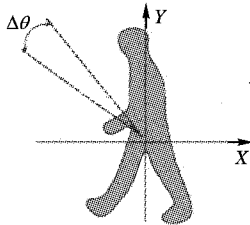


图 12 划分扇形区域原理示意图

将 U 划分成 N 个扇形区域,把每个扇形区域内各点到轮廓边界的平均随机行走时间作为一组随机变量,使用式(3)计算第 i 个扇形区域的均值 $mean_i(x, y)$ 和方差 $std_i(x, y)$ 作为该随机变量的特征。

$$\begin{cases} mean_i(x, y) = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M U(x, y) \\ std_i(x, y) = \sqrt{\frac{1}{M-1} \sum_{k=1}^M (U(x, y) - mean(x, y))^2} \end{cases} \quad (3)$$

其中: $1 \leq i \leq N$, M 为扇形区域内所有值大于 0 的点的总数, $N = 360/\Delta\theta$ 。

将一帧图像内 N 个扇形区域的均值和方差构造特征向量 $D = (mean_1, std_1, mean_2, std_2, \dots, mean_N, std_N)$, 以此类推 n 帧组成的步态特征向量为 $H = (D_1, D_2, \dots, D_n)$ 。对由 n 帧 $U_{dynamic}$ 组成的序列进行如上计算得到序列的动态特征向量 V 。

4 SVM 分类器

为了验证动态部位特征 V 的有效性和鲁棒性,选择 SVM 算法进行步态分类。SVM 的核函数采用高斯核函数,其中两

个比较重要的参数为:尺度参数 σ 、正则化参数 c ; 并且采用了分级 SVM,首先将所有样本分成两个子类,然后细分两个子类直到不可再分为止^[12]。针对行走人衣着饰物变化条件下的步态识别,以 0° 视角条件下,行人正常、背包、穿大衣三种情况为例,其 SVM 分类结构如图 13 所示。其中 $V_i (i = 1, 2)$ 为待测样本的动态特征向量。

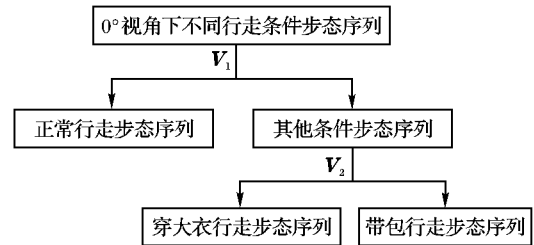


图 13 0° 视角下不同行走条件的 SVM 分类结构

5 实验结果及分析

5.1 实验数据

本文采用 CASIA-B 大规模步态数据库,该库总共有 124 个人的步态序列,每个人分别用 11 个摄像机从 11 个不同的视角同时拍摄,每两个视角之间相差 18° ,并且每一个视角下都有 10 个步态序列,分别是 2 个背包行走、2 个穿大衣行走以及 6 个正常行走的步态序列。其总共有 $124 \times 11 \times 10 = 13640$ 个步态序列,所有图像的分辨率都是 320×240 像素。

5.2 实验结果

为了验证本文方法的有效性和鲁棒性,在行走人衣着饰物发生变化的条件下对该方法进行验证。选取 SVM 参数为 $c = 10, \sigma = 1$,扇形区域参数 $\Delta\theta = 30$ 。

本实验由于主要考虑穿大衣和背包对步态识别的影响,所以在 11 个视角中选取 3 个视角的步态序列进行实验,分别为 $0^\circ, 54^\circ$ 和 90° 。以一个人为例:每一个视角都有 10 个序列,从中取 4 个正常走路的序列进行训练。对其余的 6 个序列进行测试,其中包括 2 个正常行走的序列、2 个背包行走的序列、2 个穿大衣行走的序列。

以 V 为特征向量,选用图 13 所示的 SVM 算法结构,测试结果如表 1、2 所示。表 1 为 $U_{whole} \leq \min(0.35 \log \varphi)$ 的 $U_{dynamic}$ 组成的特征向量 V ,表 2 为 $U_{whole} \leq \min(0.55 \log \varphi)$ 的 $U_{dynamic}$ 组成的特征向量 V ,比较可得该系数选取 0.35 较为合适。

表 1 以 V 为特征向量 ($U_{whole} \leq \min(0.35 \log \varphi)$) 的识别结果 %

行走条件	视角			总测试精度
	0°	54°	90°	
正常	100	81.82	70.45	84.09
背包	100	72.73	72.73	81.82
穿大衣	100	90.91	68.18	86.36

表 2 以 V 为特征向量 ($U_{whole} \leq \min(0.55 \log \varphi)$) 的识别结果 %

行走条件	视角			总测试精度
	0°	54°	90°	
正常	100	72.73	68.61	80.45
背包	100	70.45	65.91	78.79
穿大衣	100	84.09	70.45	84.85

该实验证明了以 V 为特征向量进行识别可消除穿大衣和背包对步态识别的影响,并且训练样本只需选取正常行走的序列,不用对背包和穿大衣行走的序列进行训练就可完成复杂行走条件下的步态识别。选取 $U_{whole} \leq \min(0.35 \log \varphi)$

的 $U_{dynamic}$ 组成的特征向量时其测试结果较好。

5.3 几种步态识别方法的性能比较

将本文的方法与使用离散正交小波变换、伪 Zernike 矩来提取轮廓特征的识别方法进行比较。其识别结果如表 3 所示,其中本文方法的识别结果为表 1 的总测试精度的平均值。

表 3 不同算法的识别率比较 %	
方法	识别率
离散正交小波变换	67.22
伪 Zernike 矩	73.23
本文方法	84.09

由表 3 可以看出在行走人背包、穿大衣的条件下,与使用了整个外形轮廓进行步态特征提取的前两种方法相比,本文提出的以 V 为特征向量进行识别的方法其识别精度更高。这是由于特征向量 V 使用了动态部位进行步态特征提取,可以消除穿外套和背包对识别精度的影响。

6 结语

基于动态部位特征的步态识别方法,完成了在行走人衣着饰物发生变化情况下的步态识别。本方法在检测出运动目标的黑白二色二维轮廓的基础上,利用泊松方程的解得到轮廓内每一点的平均随机行走时间,并构造合适的阈值函数来提取步态序列的动态部位特征;在此基础上统计等角度间隔的扇形区域内所有点的均值和方差组成动态特征向量 V ;最后利用 SVM 算法进行步态分类。在该方法中,由于采用动态特征向量 V 来消除穿外套和背包对识别精度的影响,所以 SVM 的训练集只包含正常行走序列,从而减小了训练成本。实验结果证明了此方法在复杂行走条件下良好的识别性能。

致谢 感谢中国科学院自动化研究所为本文提供步态数据库。

参考文献:

[1] 陈祥涛, 张前进. 基于核主成分分析的步态识别方法[J]. 计算

机应用, 2011, 31(5): 1237 - 1241.

- [2] 林春丽, 王科俊, 李玥. 基于增强能量图和二维保局映射的行为分类算法[J]. 计算机应用, 2011, 31(3): 721 - 723.
- [3] Center for biometrics and Chinese academy of sciences security research, institute of automation[EB/OL]. [2012-04-20]. <http://www.ebsr.ia.ac.cn>.
- [4] 贾晔, 安实, 王科俊, 等. 改进的完全二维主成分分析及其在步态识别中的应用研究[J]. 计算机应用研究, 2011, 28(6): 2088 - 2091.
- [5] LIU ZONGYI, SARKAR S. Improved gait recognition by gait dynamics normalization[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28(6): 863 - 876.
- [6] HUANG XIAXI, BOULCOURIS N V. Gait recognition with shifted energy image and structural feature extraction[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(4): 2256 - 2268.
- [7] 贾楷熙, 薛静. 基于 Zernike 矩和 BP 网络的步态识别技术研究[J]. 西北工业大学学报, 2010, 28(5): 669 - 673.
- [8] WEI SUYUAN, NING CHAO, GAO YOUXING. Biomimetic gait recognition based on motion contours wavelets analysis and mutual information[C]// 2010 3rd International Congress on Image and Signal Processing. Piscataway: IEEE, 2010, 1: 404 - 408.
- [9] 赵永伟, 张二虎, 鲁继文, 等. 多特征和多视角信息融合的步态识别[J]. 中国图象图形学报, 2009, 14(3): 388 - 393.
- [10] GORELICK L, GALUN M, SHARON E, et al. Shape representation and recognition using the Poisson equation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28(12): 1991 - 2005.
- [11] BOULCOURIS N V, PLATANIOTIS K N, HATZINAKOS D. Gait recognition using linear time normalization[J]. Pattern Recognition, 2006, 39(5): 969 - 979.
- [12] KONG YINGHUI, JING MEILI. An identification method of abnormal patterns for video surveillance in unmanned substation[C]// 2011 Power and Energy Engineering Conference. Piscataway: IEEE, 2011: 1 - 4.

(上接第 3417 页)

4 结语

本文针对目前安全性较高的 LSB 匹配隐写,通过对图像像素水平和垂直方向分别计算其二阶差分,将二阶差分矩阵作为新的敏感特征提取源,通过统计其二阶 Markov 转移概率矩阵并作为分类特征,提出了一种 LSB 匹配隐写检测算法。与已有算法相比,在保证检测正确率的情况下,大大提高了算法的检测速度,增强了算法的实用性。然而,在针对 LSB 匹配隐写的检测方面,其检测正确率仍有待进一步提高。因此,对 LSB 匹配隐写作进一步的深入分析,并设计高效的检测分类算法目前仍是值得研究的方向。

参考文献:

- [1] BENDER W, GRUHL D, MORIMOTO N. Techniques for data hiding[J]. IBM System Journal, 1996, 35(3/4): 313 - 336.
- [2] ALTURKI F, MERSEREAU R. A novel approach for increasing security and data embedding capacity in images for data hiding applications[C]// Proceedings of International Conference on Information Technology: Coding and Computing. Piscataway: IEEE, 2001: 228 - 233.
- [3] LI XIAOLONG, YANG BIN, CHENG DAOFANG. A generalization of LSB matching[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2009, 16(2): 69 - 72.

- [4] KER A D. Steganalysis of LSB matching in grayscale images[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2005, 12(6): 441 - 444.
- [5] HARMSEN J J, PEARLMAN W A. Steganalysis of additive noise modelable information hiding[C]// Proceedings of the SPIE, Security, Steganography, and Watermarking of Multimedia Contents V. Boston: [s. n.], 2003: 131 - 142.
- [6] ZHANG JUN, COX I J, DOERR G. Steganalysis for LSB matching in images with high-frequency noise[C]// Proceedings of IEEE Workshop on Multimedia Signal Processing. Piscataway: IEEE, 2007: 385 - 388.
- [7] QIN JIAOHUA, SUN XINGMING, XIANG XUYU. Steganalysis based on difference statistics for LSB matching steganography[J]. Information Technology Journal, 2009, 8(8): 1281 - 1286.
- [8] 许漫坤, 李天昀, 平西建. 基于小波估计和直方图特征的 LSB 匹配分析[J]. 计算机工程, 2009, 35(19): 4 - 6.
- [9] 陈铭, 张茹, 刘凡凡, 等. 基于区域相关性的 LSB 匹配隐写分析[J]. 通信学报, 2010, 31(3): 1 - 11.
- [10] PEVNY T, BAS P, FRIDRICH J. Steganalysis by subtractive pixel adjacency matrix[J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2010, 5(2): 215 - 224.
- [11] BOWSE[EB/OL]. [2012-06-02]. <http://bows2.ec-lille.fr/>.
- [12] BOSS[EB/OL]. [2011-06-12]. <http://www.agents.cz/boss/BOSSFal/>.