

基于视觉模型与菱形编码的图像隐写算法

陈涨胜, 杨任尔*, 陈贞佐, 段 欢

(宁波大学 通信与信息系统研究所, 浙江宁波 315211)

摘要: 为提高图像空域隐写算法的视觉不可感知性, 通过结合视觉注意力机制和人眼对图像的灰度及边缘等敏感特性, 提出一种基于视觉模型的感兴趣区域菱形编码隐写算法. 在底层人眼感知判定的基础之上, 根据视觉注意模型划分嵌入等级, 并动态调整秘密信息的嵌入量. 实验结果表明, 与基于边缘自适应的像素对匹配算法相比, 本文提出的算法不仅有较高的视觉不可感知性, 而且能抵抗常用的空域隐写分析.

关键词: 图像隐写; 菱形编码; 视觉感知; 感兴趣区域

中图分类号: TP391

文献标志码: A

文章编号: 1001-5132 (2017) 04-0068-06

隐写术是利用数字媒体的冗余将秘密信息嵌入到公开载体中, 通过分析载体数据冗余以及结合人眼视觉系统使得载体的变化不会引起怀疑, 从而达到隐藏信息的目的^[1]. 因此图像隐写性能的优劣与人眼视觉感知密切相关.

基于图像空域的隐写算法结合了人眼底层视觉特性, 如 Wu 等^[2]提出了基于像素差值(Pixel-Value Differencing, PVD)隐写算法, 该算法利用人眼对起伏剧烈区域敏感性较差的特点. 然而该算法引入的图像失真较大, 且不能抵抗差分直方图统计分析. Wang 等^[3]提出边缘匹配的(MF-PVD)隐写算法, 在 PVD 基础上利用边缘特性提高隐写系统的视觉不可感知性. Chan 等^[4]提出最佳像素调整过程的图像隐写算法(Optimal Pixel Adjustment Process, OPAP), 该算法通过调整嵌入前后图像像素差值的范围来提高图像隐写系统的视觉不可感知性, 相比于 LSB 隐写算法, 图像质量有了明显的提高. Lou 等^[5]又提出了基于标准差的最优像素调整方法(HVS-OPAP), 该算法利用人眼局部区域特性提高了载密图像的不可感知性, 但是该算法不能抵抗 LSB 隐写分析.

Chao 等^[6]提出了基于菱形(Diamond Encoding, DE)的图像隐写算法, 通过计算像素对 (x, y) 的菱形

特征值进而匹配相对应的邻域模板距离, 从而达到秘密信息的嵌入. 但是, 该算法并没有利用人眼视觉特性. 而 Thivakaran 考虑到人眼特性, 在 DE 算法基础上提出基于边缘的菱形编码图像隐写算法(Edge Adapter Pixel Pair Matching, EAPPM)^[7], 该算法通过 Sobel 边缘检测算子提取图像边缘部分, 将秘密信息嵌入到图像边缘以减小图像失真.

基于人眼视觉特性的图像隐写算法对提高图像隐写特性有着至关重要的作用. 因此本文利用人眼视觉综合特征提出基于感兴趣区域的菱形编码隐写算法(ROI-APPM), 根据图像的边缘、灰度和纹理的敏感特性以及视觉注意力来确定阈值, 从而动态地嵌入秘密信息. 通过实验证明, 在嵌入量相同的情况下, 本文所提出的隐写算法具有较高的图像质量, 同时还能抵抗传统的隐写分析.

1 视觉注意力模型的引入

视觉注意的一种类型是建立在视觉底层特征基础上视觉刺激引起的视觉注意, 另一种类型是携带了相关任务和特定对象所引起的视觉注意. 因此, 显著性检测模型也分为自底向上^[8-11]的注意模型(数据驱动模型)和自顶向下的注意模型(任务驱动模型). 目前技术相对成熟的视觉注意力模型

收稿日期: 2016-05-17.

宁波大学学报(理工版)网址: <http://journalg.nbu.edu.cn/>

基金项目: 宁波市自然科学基金(2015A610140); 浙江省信息与通信工程重中之重学科开放基金项目(XKXL1524).

第一作者: 陈涨胜(1990-), 男, 浙江温州人, 在读硕士研究生, 主要研究方向: 图像编码及信息隐藏. E-mail: 690619782@qq.com

*通信作者: 杨任尔(1968-), 女, 浙江宁波人, 博士/副教授, 主要研究方向: 图像编码及信息隐藏. E-mail: yangrener@nbu.edu.cn

都基于数据驱动模型, 代表性的是 Itti 所提出的基于生物选择注意力模型^[8]. 该模型通过多尺度、多通道滤波器提取图像的颜色、方向、亮度等视觉特征, 并利用中央-周边算子计算出对应特征的特征映射图, 然后再将不同尺度的特征图归一化, 最终通过线性组合方式将特征图融合成一幅显著图. 然而在实际应用中, 该模型的建立过于复杂且计算量较大, 单一的特征图融合也会对显著区域提取造成一定偏差. 后人在此基础上对显著图算法提取作了简化和改进, 如 Zhai 等^[11]提出 LC 算法, 通过全局遍历计算每个像素和图像中其他像素的欧氏距离获得图像的显著值. Achanta 等^[9]提出了纯数学模型的显著性 AC 算法, 利用多尺度模糊图显著性相加来获得最终的显著图, 并通过频率调谐的特性提出了 FT(Frequency-tuned Salient Region Detection)算法. 如图 1 所示, FT 算法的显著区域提取效果最为明显.

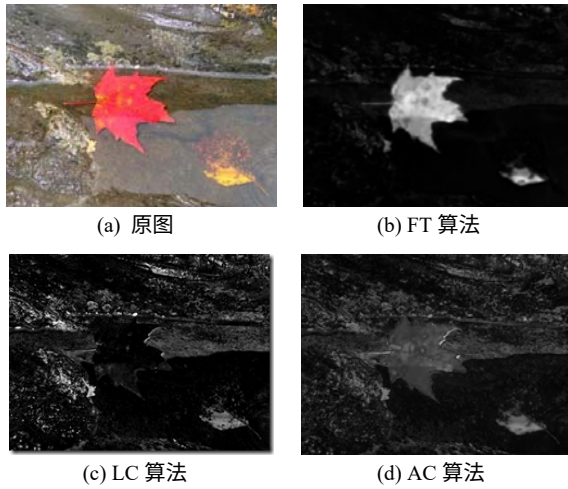


图 1 测试图片

FT 算法的优点是能输出全分辨率的显著图, 有着确切的突出边界区域, 同时还能提取最优显著区域. 因此本文隐写算法引入了(视觉注意力模型的)FT 算法, 通过人眼对图像的敏感特性合理地将注意力模型运用到图像隐写算法中.

2 基于人眼视觉模型的图像区域划分

通过亮度、对比度、结构相似度三方面构造基于 HVS 的质量评价体系, 其评价模型基本公式为:

$$l(X, Y) = \frac{2\mu_X \mu_Y + C_1}{\mu_X^2 + \mu_Y^2 + C_1}, \quad (1)$$

$$C(X, Y) = \frac{2\sigma_X \sigma_Y + C_2}{\sigma_X^2 + \sigma_Y^2 + C_2}, \quad (2)$$

$$S(X, Y) = \frac{\sigma_{XY} + C_3}{\sigma_X \sigma_Y + C_3}. \quad (3)$$

而 SSIM 结构相似性作为一种全参考的图像质量评价指标, 其值越大, 则表明图像失真越小.

$$SSIM(X, Y) = l(X, Y) \cdot c(X, Y) \cdot s(X, Y). \quad (4)$$

平均结构相似性 MSSIM 公式如下:

$$MSSIM(X, Y) = \frac{1}{N} \sum_{K=1}^N SSIM(X_K, Y_K). \quad (5)$$

通过实验不难发现(图 2), 单纯基于人眼视觉低层特性的评价模型与人眼主观感受并不相符, 比如图 2(e)的失真感知明显大于其他图.

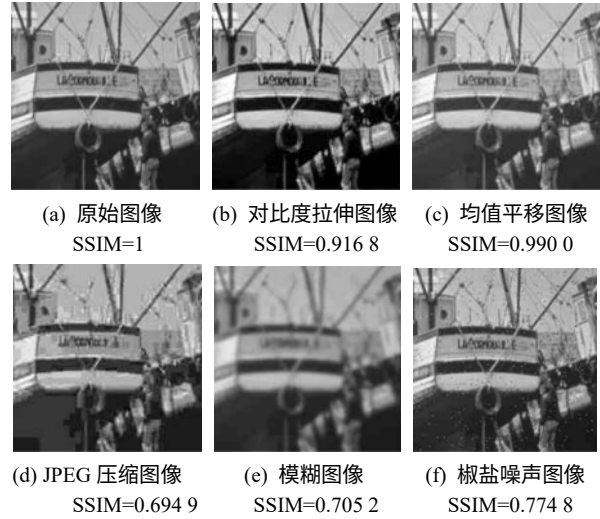


图 2 不同失真处理后的对比图

由实验结果可知, 相同图像在经过不同程度失真之后表现出人眼主观视觉感受差别比较大, 但每幅图像的均方差都是一样的. SSIM 模型较好地刻画了人眼主观质量评价, 但其评价模型并非充分体现人眼高层视觉特性. SSIM 并未对图像区域做显著性判断, 且图像失真方式不同、纹理不同对图像的不可感知性也有所区别, 其纹理显著区域在失真的情况下更不易被察觉. SSIM 忽视了 HVS 的低层视觉特性, 未能完全反映图像的失真状态. 因此本文将纹理作为 HVS 低层视觉特性, 并结合视觉显著模型来划分隐写的嵌入等级.

研究表明, 人眼对图像纹理复杂区域的表现不敏感, 然而单一孤立像素并不能反映出图像的纹理复杂特性. 本文通过计算分块图像的信息熵来判断区域纹理复杂特性, 当图像块信息熵 $\geq 3/4$

最高熵值时,为纹理复杂区域^[12].并且为更好地结合人眼视觉系统,同时保证更好的嵌入效果,将嵌入深度划分为4个等级,等级越高意味可隐写嵌入量越大.当图像块区域为视觉注意区域且平滑,该区域等级设为1;在相同情况下,若为非视觉注意区域时,设为2.同理,当图像块为纹理复杂区域时的划分和平滑区域类似,将视觉注意区域的图像块标记为3,非视觉注意区域的图像块标记为4.

3 菱形编码隐写流程

菱形编编(Dimod Encoding, DE)充分利用了相邻像素差的思想,将 L 进制的秘密信息SL嵌入到一组像素对中,其中, $L=2k^2+2k+1, k \geq 1, k$ 代表像素修改量上限.菱形特征值按下式计算:

$$f(p, q) = ((2k+1) \times p + q) \bmod L. \quad (6)$$

将(6)式计算结果和秘密信息SL代入(7)式计算其模距离,将(7)式计算结果对照图3来确定像素的修改.

$$d = (S_L - f(p, q)) \bmod L. \quad (7)$$

只需计算修改后像素对 (p', q') 的菱形特征值,即可得到嵌入后的秘密信息SL.由于DE算法限制了嵌入信息的格式和位数,因此, Hong等^[13]在DE算法基础上通过调整其领域模板距离提出了APP隐写算法(Adaptive Pixel Pair Matching).APP算法优化了领域模板,使嵌入后隐写图像失真减小,菱形特征值计算相比DE算法更为简单,算式如下:

$$f(p, q) = (p + C_L \times y) \bmod L, \quad (8)$$

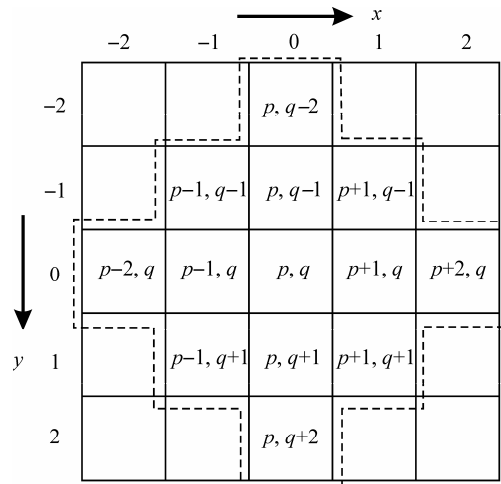
其中,参数 C_L 取决于秘密信息的长度.如图4所示,图4(a)中4进制模板($C_4=2$)的嵌入等级为1,图4(b)中8进制模板($C_8=3$)的嵌入等级为2,图4(c)中16进制模板($C_{16}=6$)的嵌入等级为3,图4(d)中32进制模板($C_{32}=7$)的嵌入等级4.

鉴于人眼视觉的区域特性,本文将图像分割,并判断子块的嵌入等级,对相应模板距离按照图(5)的扫描方式将秘密信息隐藏在图像中.

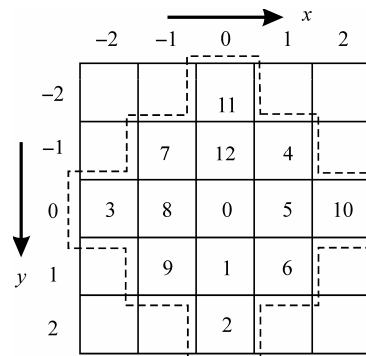
4 隐写算法流程

4.1 秘密信息嵌入

选取1幅载体图像,将其划分好的子块记为 B_i ,根据人眼视觉的底层特性和高层特性,确定其每个 8×8 的子块的嵌入等级 D_i .读取隐秘信息的长

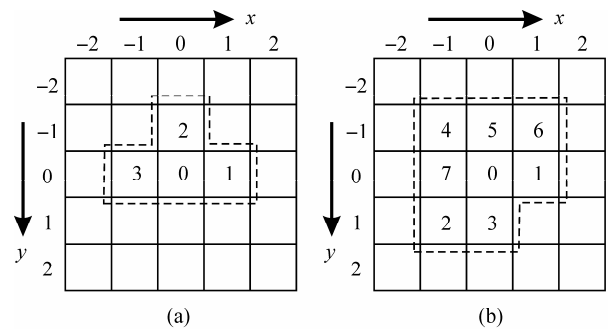


(a) 菱形特征值计算前



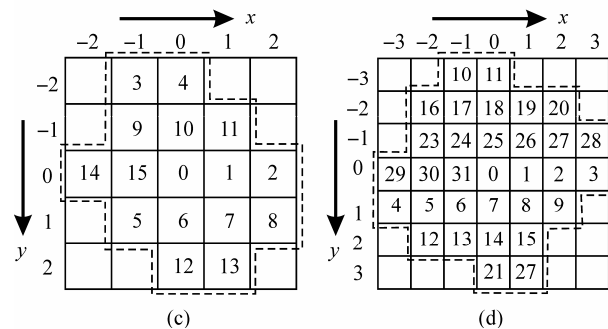
(b) 菱形特征值计算后

图3 领域模板距离($L=13$)



(a)

(b)



(c)

(d)

图4 领域模板距离($L=4, 8, 16, 32$)

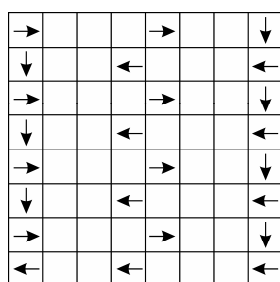


图5 8×8子块扫描方式

度, 扫描和计算每个字块的隐藏容量, 并根据每个子块的嵌入等级 D_i 选取相应字节的秘密信息, 转化成对应的进制进行嵌入. 按照图4扫描方式将秘密信息嵌入到像素对 (p, q) 中, 重复上步骤直到所有秘密信息嵌入到 8×8 的子块 B_i 中, 并将计算好的嵌入等级表发送给接收者. 流程如图6所示.

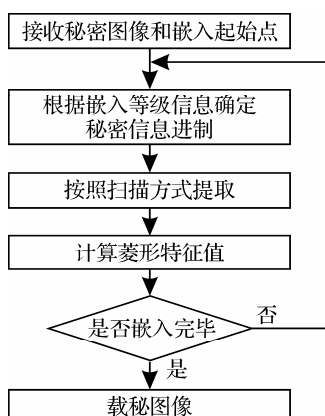


图6 嵌入流程

4.2 秘密信息提取

接收来自发送方数据, 并对隐写图像进行 8×8 的子块划分, 根据载密图像的嵌入等级表提取每个 8×8 子块的嵌入等级 D_i . 扫描像素对 (p, q) , 并根据 $f(p, q) = (x + C_L \times y) \bmod L$ 公式计算得到秘密信息. 提取流程如图7所示.

5 实验结果与分析

本文所使用的实验图像均来自标准的测试图像库, 图像大小为 512×512 的灰度图像, 图8即为测试图片的原始图像、显著图像以及隐秘图像的具体格式.

5.1 视觉效果分析

基于 Visual Studio 2013 平台对本文所提出的 HVS-ROIAPPM 与 HVS-OPAP、MF-PVD 和 HVS-EAPPM 的 HVS 算法进行比较. 在不同的嵌入率下

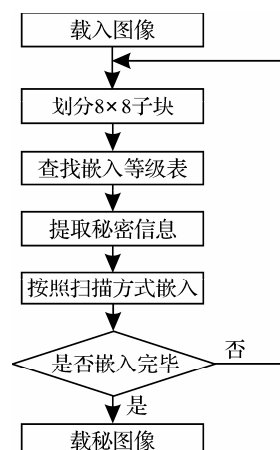


图7 提取流程



图8 测试图片

计算 PSNR 值, 由表1和表2数据可见, 本文提出的 HVS-ROIAPPM 在相同的嵌入量下所表现出的视觉效果最优.

FSIM 方法利用相位一致性和人类视觉感兴趣的特点^[14], 与传统的图像质量评价相比更符合人眼的视觉效果. 本文将针对 FSIM 模型评价指标对文献[7]中 HVS-EAPPM 算法和本文算法进行合理比较. 选取标准测试图像库中的 50 幅灰度图像进行测试, 计算 50 幅灰度图像的 FSIM 值. 从图9可以看出, 本文算法在基于视觉显著的视觉感知方面都优于文献[7]的算法.

表 1 嵌入 280 000 bit 后各算法的 PSNR dB

测试图片	MF-PVD	HVS-OPAP	HVS-EAPPM	HVS-ROIAPPM
Lena	46.47	47.44	49.24	50.28
Peppers	45.50	48.04	49.51	50.30
Boat	46.17	47.86	49.19	50.33
Jet	44.53	47.94	49.48	51.33
平均	45.67	47.82	49.36	50.56

表 2 嵌入 400 000 bit 后各算法的 PSNR dB

测试图片	MF-PVD	HVS-OPAP	HVS-EAPPM	HVS-ROIAPPM
Lena	45.14	46.17	47.82	48.83
Peppers	43.94	46.46	47.90	48.86
Boat	44.36	46.69	47.96	48.87
Jet	43.19	46.81	48.25	49.53
平均	44.16	46.53	47.98	49.03

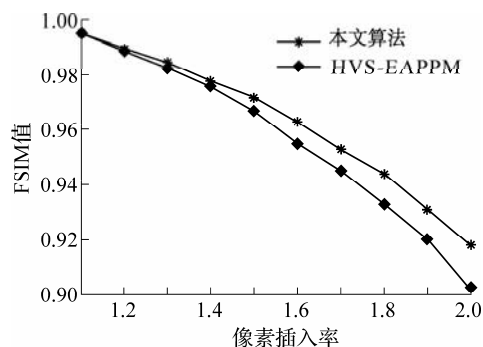


图 9 FSIM 评价

此外,由图 10 对隐写前后视觉显著区域提取并进行测试结果可知,载体图像在本文隐写算法前后视觉注意力区域没有发生变化,且视觉显著区域的 PSNR 相较于文献[7]算法有所提高。



(a) 原始图像显著图



(b) 隐写图像显著图

图 10 隐写前后显著区域

5.2 抗隐写统计特性分析

RS 隐写分析根据常规嵌入秘密信息特点对图

像进行翻转,然后根据空域相关性确定秘密信息.在空域隐写中,原始图像 $R_m \approx R_{-m}$, $S_m = S_{-m}$,当嵌入后, $R_m - R_{-m}$ 和 $S_m - S_{-m}$ 差值会增大.通过差值可以检测是否嵌入秘密信息,且可估算秘密信息的长度,实验结果如图 11 所示.从图像进行 RS 隐写分析结果可知,隐写前后 $R_m \approx R_{-m}$, $S_m \approx S_{-m}$,这说明图像进行翻转后,空域相关性没有改变,无法检测到图像中的秘密信息.因此该算法具有很好的抗 RS 隐写分析性能.

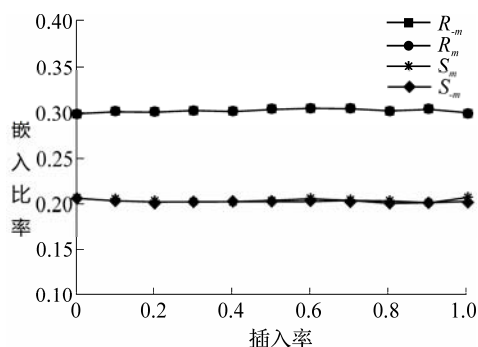


图 11 RS 检测(Lena 图像)

针对不同图像抗隐写统计特性,本文选取 60 幅标准测试灰度图像,并利用 SPA 隐写分析方法来比较本文算法与其他算法对抗 SPA 的检测性能.由图 12 可知,当嵌入率为 60%时,本文算法的嵌入率估计值约为 0%,且较 HVS-OPAP 和 MF-PVD 算法具有更好的抗 SPA 统计分析能力。

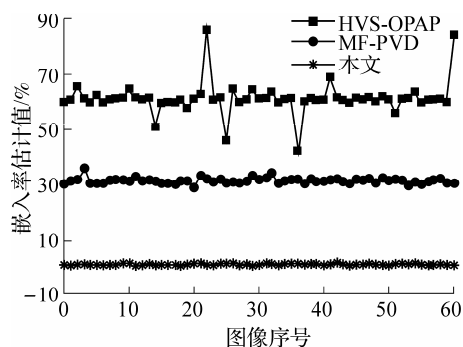


图 12 嵌入率为 60%SPA 时,不同隐写算法的结果比较

6 结语

视觉注意力模型的引入改善了隐写算法的视觉不可感知性,通过实验和分析证明模型的引入可提高隐写算法的隐藏容量.为对比分析实验结果,选取相同的秘密信息和嵌入率,实验表明本文所提出的算法视觉不可见性优于文献[4]和文献[7].

同时本文算法又能抵抗传统的隐写分析, 下一步可针对秘密信息的嵌入量做进一步的研究。

参考文献:

- [1] RABIE T, KAMEL I. High-capacity steganography: A global-adaptive-region discrete cosine transform approach [EB/OL]. [2016-03-02]. http://www.researchgate.net/profile/I_Kamel/publication/294422186_High-capacity_steganography_a_global-adaptive-region_discrete_cosine_transform_approach/links/56dee88308ae6a46a1849736.pdf.
- [2] WU D C, TSAI W H. A steganographic method for images by pixel value differencing[J]. Pattern Recognition Letters, 2003, 24(9):1613-1626.
- [3] WANG C M. A high quality steganographic method with pixel value differencing and modulus function[J]. Journal of Systems and Software, 2008, 81(1):150-158.
- [4] CHAN C K, CHENG L M. Hiding data in images by simple LSB substitution[J]. Pattern Recognition, 2004, 37(3):469-474.
- [5] LOU D C. A novel adaptive steganography based on local complexity and human vision sensitivity[J]. Journal of Systems and Software, 2010, 83(7):1236-1248.
- [6] CHAO R M, WU H C, LEE C C, et al. A novel image data hiding scheme with diamond encoding[J]. EURASIP Journal on Information Security, 2009(1):658047-658055.
- [7] SHANMUGAM E, THIVAKARAN T K. Securing cipher information using edge based adaptive pixel pair matching[J]. International Journal of Computer Science & Network Security, 2014, 1(3):2194-2203.
- [8] ITTI L, KOCH C. Computational modeling of visual attention[J]. Nature Reviews Neuroscience, 2001, 2(3):194-230.
- [9] ACHANTA R, HEMAMI S, ESTRADA F, et al. Frequency-tuned salient region detection[J]. IEEE Conference on Computer Vision & Pattern Recognition, 2009, 22(9/10):1597-1604.
- [10] CHENG M M, ZHANG G X, MITRA N J, et al. Global contrast based salient region detection[J]. IEEE Conference on Computer Vision & Pattern Recognition, 2015, 37(3):409-416.
- [11] ZHAI Y, SHAH M. Visual attention detection in video sequences using spatiotemporal cues[J]. ACM International Conference on Multimedia, 2006, 177(1):815-824.
- [12] 王海洋. 基于人眼灰度敏感特性的信息隐藏技术研究[D]. 长沙: 中南林业科技大学, 2011.
- [13] HONG W, CHEN T S. A novel data embedding method using adaptive pixel pair matching[J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2012, 7(1):176-184.
- [14] ZHANG L, ZHANG L, MOU X Q, et al. FSIM: A feature similarity index for image quality assessment[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2011, 20(8):2378-2386.

Image steganographic algorithm based on human vision system and diamond encoding

CHEN Zhang-sheng, YANG Ren-er*, CHEN Zhen-zuo, DUAN Huan

(Institute of Communication and Information Systems, Ningbo University, Ningbo 315211, China)

Abstract: To improve the invisibility of image spatial steganography, we present a ROI-APPM algorithm of interest region by combining vision mechanism and the eye sensitivity to gray and edge. The embedded secret information is dynamically adjusted through the visual attention model and low level perceptual judgment of the human eyes. Experimental results show that, compared with EAPPM, the proposed algorithm not only achieves a higher visual sensitivity, but can also resist the traditional spatial domain steganographical technique.

Key words: image steganography; diamond encoding; visual sense; region of interest

(责任编辑 章践立)