

一种基于 SOM 和 HVS 的密写方法

张佳佳, 盘宏斌, 黄辉先

ZHANG Jia-jia, PAN Hong-bin, HUANG Hui-xian

湘潭大学 信息工程学院, 湖南 湘潭 411105

College of Information Engineering, Xiangtan University, Xiangtan, Hunan 411105, China

E-mail: zhang_jia_jia@163.com

ZHANG Jia-jia, PAN Hong-bin, HUANG Hui-xian. Steganographic method based on SOM and HVS. *Computer Engineering and Applications*, 2008, 44(16): 100-101.

Abstract: To provide larger capacity of the hidden secret data and to maintain a better visual quality of stego-image, a novel steganographic method based on SOM and HVS is presented. The contrast and texture sensitivity were used as feature vector, and by SOM, the pixels were classified into the sensitive class and the less sensitive class. More secret data could be embedded in the pixels of less sensitive class, while less secret data could be embedded in the pixels of sensitive class. From the experimental results, compared with SOC, the proposed method hides much more information and maintains a better visual quality of stego-image.

Key words: steganographic method; Self-Organizing Map (SOM); Human Visual System (HVS)

摘要: 为了提供较大的秘密信息嵌入量和保持较好的载密图像质量, 提出了一种基于自组织特征映射神经网络和人眼视觉特性的图像密写。该密写方法将对比度和纹理敏感度作为特征向量, 并通过自组织特征映射神经网络将像素分为视觉敏感类与视觉不敏感类, 将较多秘密信息嵌入属于视觉不敏感类的像素, 而将较少秘密信息嵌入属于视觉敏感类的像素。实验结果表明, 与 SOC 算法相比, 该算法有更大的嵌入量, 并保持了良好的载密图像质量。

关键词: 密写; SOM; HVS

DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.2008.16.030 **文章编号:** 1002-8331(2008)16-0100-02 **文献标识码:** A **中图分类号:** TP309.2

密写技术是将秘密信息嵌入到公开的数字多媒体中, 并隐藏了秘密信息的存在性, 从而使得秘密信息能在通信网络中安全传输。由于因特网中存在许多数字图像, 不少密写技术将秘密信息隐藏在图像中, 最常用的密写方法是 LSB (Least Significant Bit)^[1,2], 它是用欲嵌入的秘密信息取代载体图像的最低比特位, 但是嵌入量较小。如何在保持载密图像质量的前提下提高嵌入量已经成为图像密写的一个重要课题。目前, 一些密写方法利用了人眼视觉特性 (HVS, Human Visual System), 如 BPCS (Bit-lane Complexity Segmentation)^[3], PVD (Pixel-Value Differencing)^[4], MBNS (Multiple-Base Notational System)^[5], Side Match^[6], SOC (Self-Organizing Competitive NNS)^[7] 和 WCL (Wavelet Contrast and LSB)^[8] 在变化剧烈区域嵌入较多秘密信息, 平滑区域嵌入少量信息, 极大地提高了秘密信息的嵌入量。

然而, 判断人眼对某一个像素是否敏感仍是一个难题, 本文提出了一种基于模糊聚类和人眼视觉特性的图像密写。在该密写算法中, 通过模糊聚类将像素分为视觉敏感类与视觉不敏感类, 将较多的秘密信息嵌入视觉不敏感类, 较少的信息嵌入视觉敏感类, 以达到保持较好的图像视觉质量和较大的秘密信

息嵌入量的目的。

1 自组织特征映射神经网络算法

SOM 网络采用 Kohonen 算法, 它是一种无指导的竞争性学习算法^[9]。根据 SOM 网络的学习算法, 可以得到 SOM 网络的一个特性: 相似模式激活神经元的物理位置邻近。

设第 t 次学习时, 模式 X 激活第 j 个神经元, 则模式 X 与第 j 个神经元之间的距离在所有这些距离中是最小的。由

$$w_j(t+1) = w_j(t) + \eta(t)[x_r - w_j(t)] \quad (1)$$

它与第 j 个神经元之间的距离为:

$$d_j(t+1) = \left[\sum_{i=1}^n (x_i - w_{ij}(t+1))^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad (2)$$

比较 $d_j(t)$ 和 $d_j(t+1)$, 对每个 $x_r - w_{ij}$ 有

$$x_r - w_{ij}(t+1) = x_r - \{w_{ij}(t) + \eta(t) \cdot [x_r - w_{ij}(t)]\} = (1 - \eta(t)) [x_r - w_{ij}(t)] \quad (3)$$

由于 $0 < \eta(t) < 1$, 因此

$$|x_r - w_{ij}(t+1)| < |x_r - w_{ij}(t)| \quad (4)$$

即 $d_j(t+1) < d_j(t)$ 。经过权值调整后, 再次输入这个模式, 它与激活神经元之间的距离减小了, 因此, 这个神经元有更多的机会

基金项目: 湖南省自然科学基金 (the Natural Science Foundation of Hunan Province of China under Grant No.06JJ5112)。

作者简介: 张佳佳 (1973-), 女, 在读博士生, 讲师, 研究方向是控制理论与控制工程; 盘宏斌 (1972-), 男, 在读博士生, 讲师, 研究方向是控制理论与控制工程; 黄辉先 (1956-), 男, 博士, 教授, 研究方向是控制理论与控制工程。

收稿日期: 2008-02-27

修回日期: 2008-05-12

获胜。在学习之初, 邻域函数的取值包括所有神经元, 随着学习的进行, 邻域函数取值逐渐减小, 最后减小至一个神经元。这保证了相似模式激活神经元在物理位置上邻近。

2 密写方法

根据对比度和纹理敏感性, 训练自组织特征映射神经网络。这样, 训练后的自组织特征映射神经网络就成了提取和嵌入秘密信息的密钥。该密写方法利用欲嵌入像素的相邻 4 个像素(上、下、左、右)和训练后的自组织特征映射神经网络来评价该像素的视觉敏感性程度, 将较多秘密信息嵌入到视觉不敏感区域, 而将较少秘密信息嵌入到视觉敏感区域。

2.1 训练 SOM

从几幅图像中随机选择一些像素及其邻近像素(上、下、左、右)。给定一个灰度值为 g_x 的输入像素 P_x, g_u, g_l, g_r 和 g_b 分别表示上 P_u 、左 P_l 、右 P_r 和下 P_b 像素。

纹理敏感性, 即 4 个邻近像素的方差, 计算如下:

$$T = \sqrt{\sum_{i=u,l,r,b} (g_i - m)^2} \quad (5)$$

$$\text{其中, } m = \frac{1}{4}(g_u + g_l + g_r + g_b) \quad (6)$$

对比度敏感性, 即 4 个邻近像素灰度值的最大距离, 计算如下:

$$C = \max_{i=u,l,r,b} (g_i) - \min_{i=u,l,r,b} (g_i) \quad (7)$$

以上两个元素组成输入像素 P_x 的输入向量 $V\{T, C\}$, 其中 T 和 C 表示纹理敏感性和对比度敏感性。向量 V 作为输入, 训练自组织特征映射神经网络。最后, 特殊向量 $V\{0, 0\}$ 作为测试数据, 这样可以知道响应的神经元对敏感区域的像素向量响应。

2.2 嵌入方法

如图 1 所示, 白色像素用来嵌入秘密信息, 黑色像素保持不变。

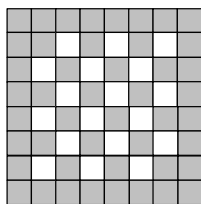


图 1 抽样分布图

嵌入秘密信息的具体过程如下:

(1) 像素 P_x 的纹理敏感性 T 和对比度敏感性 C 按照式(5)和(7)计算。

(2) 向量 $V\{T, C\}$ 作为输入, 根据自组织特征映射神经网络响应的神经元可得到该像素是否在不敏感区域。

(3) 采用模算子密写嵌入秘密信息。如果该像素在不敏感区域, 采用模值 M_L 。否则, 采用模值 M_S 。其中, $M_L > M_S$ 。

(4) 将秘密信息转化为十进制数 d 。

(5) 修改像素值 g_x 以嵌入秘密数据 d :

$$g_x^* = \arg \min_{r \in [0, 255], \text{mod}[r, M] = d} |r - g_x| \quad (8)$$

2.3 提取方法

提取方法简单, 和嵌入方法一样, 从白色像素中提取秘密

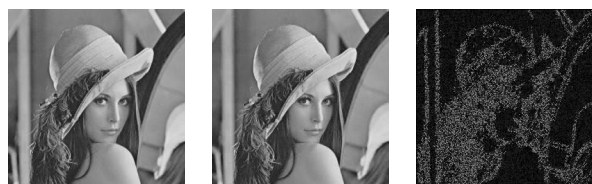
信息并按照式(5)和(7)计算纹理敏感性 T 和对比度敏感性 C 。如果该像素在不敏感区域, 采用模值 M_L 。否则, 采用模值 M_S 。最后, 将十进制数 d 转化为秘密信息。

$$d = \text{mod}(g_x^*, M) \quad (9)$$

3 实验结果

为了验证本文提出的方法具有较大的嵌入数据量和较好的视觉隐蔽性, 本章从几幅图像中随机选择 2 000 个像素作为训练数据, 训练神经网络时, 0.01 作为学习速率, M_L 为 14, M_S 为 6。伪随机序列为秘密信息, 峰值信噪比 (PSNR) 作为视觉不可觉察性测度。

图 2 和图 3 给出了采用标准测试图像 Lena 和 House 的实验结果, 人眼察觉不出图 2(a)与图 2(b), 图 3(a)与图 3(b)之间的差别, 其中, 图 2(c)与图 3(c)给出了载体图像与载密图像之间的差异图(灰度值放大 32 倍), 改动主要位于图像的纹理与边缘区域, 所以视觉隐蔽性较好。



(a) 载体图像 (b) 载密图像 (c) 放大 32 倍后的差异图

图 2 载体图像、载密图像及放大 32 倍后的差异图(Lena)



(a) 载体图像 (b) 载密图像 (c) 放大 32 倍后的差异图

图 3 载体图像、载密图像及放大 32 倍后的差异图(House)

最后, 本文选取了 8 幅标准测试图像 (256×256) 进行测试, 采用本文方法和四边匹配密写方法的嵌入信息量和峰值信噪比 (PSNR) 的值如表 1 所示。从表 1 可以看出, 在保持良好视觉质量的前提下, 本文算法的嵌入量比 SOC 密写方法多 10 000 bit。

表 1 本文算法与 SOC 密写的性能比较

| Cover image (256×256) | 本文方法 | | SOC | |
|--------------------------|--------------|----------|--------------|----------|
| | Capacity/bit | PSNR/dB | Capacity/bit | PSNR/dB |
| Lena | 103 417 | 41.693 7 | 91 700 | 41.258 1 |
| Man | 110 762 | 40.409 0 | 99 044 | 40.355 4 |
| Baboon | 130 051 | 39.161 3 | 115 040 | 38.884 7 |
| Bridge | 132 805 | 39.007 4 | 117 022 | 38.679 3 |
| Couple | 117 483 | 40.237 9 | 105 856 | 39.666 0 |
| Plane | 99 427 | 42.217 5 | 87 616 | 41.821 4 |
| Peppers | 102 963 | 41.668 2 | 90 550 | 41.398 1 |
| House | 96 374 | 43.018 2 | 82 826 | 42.652 9 |

4 小结

根据对比度和纹理敏感度, 并利用 SOM 的分类能力, 本文提出了一种基于 SOM 和人眼视觉特性的图像密写。在该密写方法中, 将对比度和纹理敏感度作为特征向量, 并通过自组织

(下转 104 页)