

图形、图像、模式识别

SOM 和小波对比度在密写中的应用

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 and 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 wavelet contrast. Computer Engineering and Applications, 2009, 45(13): 173-174.

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 wavelet contrast is presented. First, an image is divided into blocks, and every block is decomposed into one-level wavelet to obtain the wavelet contrast. Then, classify blocks by SOM. Finally, embed secret information with steganography based on modulus. From the experimental results, compared with WCL, the proposed method hides much more information and maintains a better visual quality of stego-image.

Key words: steganographic method; Self-Organizing Maps(SOM); wavelet

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小波对比度的图像密写。该方法先将载体图像分成固定大小的小块, 对每一小块进行小波一级分解后计算小波对比度。然后, 利用自组织特征映射神经网络将小块分为三类。最后, 采用模算子技术嵌入秘密信息。实验结果表明, 与 WCL 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; 自组织映射图; 小波

DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.2009.13.050 文章编号: 1002-8331(2009)13-0173-02 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, 判断人眼对图像改动是否敏感仍是一个难题。本文提出了一种新的密写方法。该技术利用小波变换, 提取小块的对比度特征。然后, 利用自组织特征映射神经网络(SOM)对图像小块进行分类。最后, 采用模算子密写技术^[9]嵌入秘密信息。

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学习算法^[10]。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

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

它与第 j 个神经元之间的距离:

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

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

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

由于 $0 < \eta(t) < 1$, 因此

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

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: 湖南省教育厅项目(No.08C876)。

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

收稿日期: 2008-10-28 修回日期: 2008-12-01

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 小波对比度

小波变换是一种多尺度信号分析方法。若 $\phi(x)$ 和 $\psi(x)$ 分别代表一维情形的尺度函数和小波函数,则二维小波变换可由

$$\phi(x, y) = \phi(x)\phi(y) \quad (5)$$

及 3 个二维小波

$$\begin{cases} \psi^V(x, y) = \phi(x)\psi(y) \\ \psi^H(x, y) = \psi(x)\phi(y) \\ \psi^D(x, y) = \psi(x)\psi(y) \end{cases} \quad (6)$$

建立。

当对图像 $f(x, y)$ 作 l 层分解时有:

$$A_l(x, y) = \langle f(x, y), \phi_l(x, y) \rangle \quad (7)$$

$$D_l^V(x, y) = \langle f(x, y), \psi_l^V(x, y) \rangle \quad (8)$$

$$D_l^H(x, y) = \langle f(x, y), \psi_l^H(x, y) \rangle \quad (9)$$

$$D_l^D(x, y) = \langle f(x, y), \psi_l^D(x, y) \rangle \quad (10)$$

同时考虑到低频与高频分量对人眼视觉的影响,定义小波对比度如下^[8]:

垂直对比度(vertical contrast):

$$C_l^V = D_l^V / A_l \quad (11)$$

水平对比度(horizontal contrast):

$$C_l^H = D_l^H / A_l \quad (12)$$

对角对比度(diagonal contrast):

$$C_l^D = D_l^D / A_l \quad (13)$$

其中, A_l 、 D_l^V 、 D_l^H 和 D_l^D 分别表示图像在分辨率上的低频近似分量、垂直高频细节、水平高频细节和对角高频细节。

由于人眼对较暗区域不敏感^[8],可采用小波对比度来表征图像小块较暗区域的不敏感程度。定义小波对比度系数绝对值之和 S ,如式(14)所示:

$$S = \sum_{x=1}^{N_1} \sum_{y=1}^{N_2} (|D^H(x, y)| + |D^V(x, y)| + |D^D(x, y)|) / A(x, y) \quad (14)$$

3 密写方案

本文方法实现图像密写方法按照以下思路:先将载体图像分成固定大小的小块,对每一小块进行小波分解。然后,利用自组织特征映射神经网络,并根据小块的小波对比度来确定该块嵌入秘密信息量。最后,采用模算子密写技术嵌入秘密信息。具体算法如下。

3.1 嵌入方法

嵌入方法如下:

(1)将图像分块并小波分解。把载体图像分成 8×8 的小块,并对每一个小块进行一级小波分解。

(2)小块特征提取。由于人眼对较暗和强纹理小块的噪声不敏感,本文计算小波对比度系数绝对值之和 S 。 S 越大,表明人眼对该块噪声不敏感,可嵌入较多秘密信息;反之,只能嵌入少量秘密信息。

(3)小块分类。将小块的小波对比度系数绝对值之和 S 作

为特征,训练自组织特征映射神经网络。再利用训练好的自组织特征映射神经网络将图像小块分成三类。 S 较大的小块分为一类 C_1 ,较小的图像块划为一类 C_3 ,剩下的块归为一类 C_2 。为了获得每个神经元对应的类,可采用特殊特征值作为测试。若采用 0 作为测试数据,响应的神经元对应着类 C_3 ;若采用值较大的向量作为测试数据,响应的神经元对应着类 C_1 。

(4)嵌入秘密信息。嵌入秘密信息之前,根据密钥选择小块的某个像素嵌入类的编号,即属于 C_i 类的小块嵌入 i ($i=1, 2, 3$)。根据自组织特征映射神经网络的分类结果,采用模值 m_i 的模算子密写嵌入秘密信息。其中, $m_1 > m_2 > m_3$ 。即可将 $\text{floor}(\log_2(m_i^{r+1}))$ 比特的秘密信息嵌入到小块。在嵌入秘密信息时,记录小块所属类编号的像素不能用来嵌入秘密信息。

图 1 给出了嵌入算法的流程图。

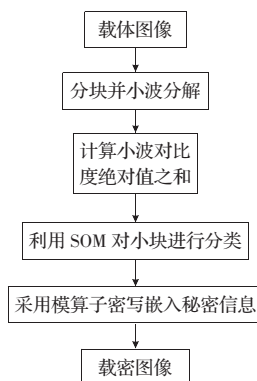


图 1 嵌入算法流程图

3.2 提取方法

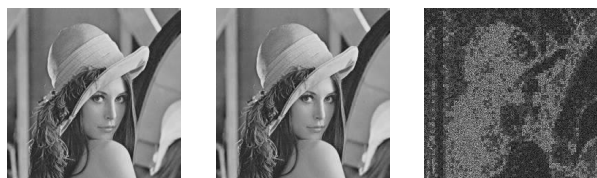
从载密图像中提取秘密信息的方法如下:

(1)按照嵌入过程的分块方法把载密图像分成 8×8 小块,用同样的密钥得到记录每一小块所属类的编号。

(2)采用模算子密写提取秘密信息。在提取秘密信息时,记录小块所属类编号的像素不能用来提取秘密信息。

4 实验结果

为了验证提出的方法具有较大的嵌入数据量和较好的视觉隐蔽性,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,6,9 和 12 分别作为 m_1, m_2, m_3 。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。



(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

图 2 给出了采用标准测试图像 Lena 的实验结果,人眼察觉不出图 2(a)与图 2(b)之间的差别,其中,图 2(c)给出了载体图像与载密图像之间的差异图(灰度值放大 30 倍),改动主要位于图像的纹理与较暗区域,所以视觉隐蔽性较好。

最后,选取了 7 幅标准测试图像(256x256)进行测试,采用

(下转 185 页)