

文章编号: 1672-6987(2018)05-0106-05; DOI: 10.16351/j.1672-6987.2018.05.016

基于超混沌的 RBF 神经网络图像自适应水印算法

杨树国¹, 刘庆亮¹, 熊鹏程²

(1. 青岛科技大学 数理学院, 山东 青岛 266061; 2. 亚马逊 A9 中央经济搜索部, 加利福尼亚州 帕洛阿尔托 94301)

摘要: 为了更好地保护图像版权信息, 本工作结合超混沌系统和 RBF 神经网络, 提出一种基于超混沌的 RBF 神经网络模型加密算法, 根据 JND(最小可视觉误差)模型实现水印的自适应嵌入, 并应用 RBF 神经网络进行水印信息盲检测。实验研究表明: 该算法复杂度较低、容易实现, 并且具有良好的安全性、不可感知性和鲁棒性。

关键词: 超混沌; RBF 神经网络; JND 模型; 盲检测

中图分类号: TP 309 **文献标志码:** A

引用格式: 杨树国, 刘庆亮, 熊鹏程. 基于超混沌的 RBF 神经网络图像自适应水印算法[J]. 青岛科技大学学报(自然科学版), 2018, 39(5): 106-110.

YANG Shuguo, LIU Qingliang, XIONG Pengcheng. Image adaptive watermarking algorithm based on hyper-chaotic RBF neural network[J]. Journal of Qingdao University of Science and Technology(Natural Science Edition), 2018, 39(5): 106-110.

Image Adaptive Watermarking Algorithm Based on Hyper-chaotic RBF Neural Network

YANG Shuguo¹, LIU Qingliang¹, XIONG Pengcheng²

(1. College of Mathematics and Physics, Qingdao University of Science and Technology, Qingdao 266061, China)

(2. A9 Central Economic Search Department Amazon.com Inc, Palo Alto 94301, USA)

Abstract: In order to better protect the image copyright, this paper proposes a new algorithm based on hyper-chaotic and RBF neural network model encryption algorithm, which is based on JND (minimum visual error) model to realize adaptive embedding of watermark, using RBF neural network to realize blind detection of watermark information. Experimental results show that the algorithm is low in complexity, easy to implement. And it also has good security, imperceptibility and robustness.

Key words: hyper-chaotic; RBF neural network; JND model; blind detection

随着信息技术和网络的日益普及与发展, 数字信息的非法复制对图像信息的所有权构成了严重的威胁, 为此, 研究者通过在图像中嵌入水印信息, 以实现图像的版权保护^[1]。图像水印系统可以分为空间域水印和变换域水印两种。在空间域中直接嵌入

水印, 算法复杂度相对较低, 安全性较差; 对于变换域水印系统, 通过对图像进行离散余弦变换(DCT)或离散小波变换(DWT)得到频带, 然后在频带中嵌入水印。研究发现, DWT 变换具有良好的空间定位、频率扩展和多分辨率特性, 且可以较好地反映人

收稿日期: 2017-09-25

基金项目: 山东省教育科学“十二五”规划课题项目(YBS15014); 山东省重点研发计划项目(2015GGX101020); 青岛市科技发展计划项目(KJZD-13-27-JCH); 山东省研究生教育创新计划项目(SDY16010)。

作者简介: 杨树国(1970—), 男, 教授。

类视觉系统的特性,利用小波变换产生的水印具有良好的视觉效果和抵抗多种攻击的能力,因此 DWT 变换在图像水印中得到广泛的应用和发展^[2]。随着图像水印技术的发展,水印信息加密已经成为保障图像水印安全的有效方法之一。传统的水印加密方法有 Logistic、Arnold、混沌加密等^[3-6]。虽然这些传统方法具有较好的加密效果,但是大都被人们所熟知掌握,一旦攻击者掌握了加密算法,很容易能获取图像中嵌入的水印信息。为了更好地加密水印,神经网络学习算法、纠错编码等技术也被广泛地应用到水印加密算法中。如 TSAI 等^[7]提出的基于神经网络的自适应音频水印技术,通过记录原始音频和含水印的音频信息之间的关系,实现盲检测;梁家栋等^[8]提出的基于 Chebyshev 混沌神经网络视频水印算法,应用 Chebyshev 混沌神经网络对水印信息进行加密,提高了算法的安全性,但是遭受恶意攻击后图像的视觉效果相对较差。另外为了更好地满足人类的视觉特性,杨海涛等^[9]提出了一种使用 JND 和零树编码的彩色图像水印算法;任克强等^[10]提出了一种基于 BCH 和 JND 的图像水印算法,很好地满足了人类的视觉效果。为了更好地保证算法的安全性,同时满足人类视觉特性,有效地提高算法的鲁棒性,本工作提出一种基于超混沌的 RBF 神经网络自适应图像水印算法。首先,提出了一种基于超混沌的 RBF 神经网络辨识模型,根据 RBF 神经网络完成水印信息的加密;然后,利用 JND 模型实现水印的自适应嵌入;最后,通过 RBF 神经网络完成水印信息的盲检测。

1 基于超混沌的 RBF 神经网络

RBF 神经网络是一种性能良好的前向神经网络,已经证明它具有全局逼近的性质且不存在局部最小问题,RBF 网络不仅具有良好的泛化能力而且计算量小、学习速度也比其他一般算法快的多。本工作结合二维超混沌系统构造一种基于超混沌的 RBF 神经网络辨识模型。

首先引入二维超混沌映射^[11],如下:

$$\begin{cases} x_{n+1} = 0.167x_n^2 - 1.09y_n^2, \\ y_{n+1} = 1.24x_n - 0.3y_n. \end{cases} \quad (1)$$

本工作选取初值 $x_1 = 0.2, y_1 = 0.7$ 生成混沌序列,将其作为神经网络训练样本。

定义 1 对于非线性映射 $f(x): \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$,构造基于超混沌的 RBF 神经网络辨识模型^[12]:

$$f(x) = \sum_{i=1}^m \omega_i \varphi(\|x - c_i\|, \sigma_i) = \sum_{i=1}^m \omega_i \exp \left| -\frac{\|x - c_i\|^2}{2\sigma_i^2} \right|. \quad (2)$$

其中: x 表示样本的输入量; ω_i 表示神经网络隐含层与输出层接权值; c_i, σ_i 分别为隐含层神经元基函数的中心、宽度,通常设置为 0,1。

基于超混沌的 RBF 神经网络辨识模型如图 1 所示,其中输入层为二维超混沌序列;输入层到隐含层为权值为 1 的固定连接;隐含层由一组径向基函数构成,其中对应的中心向量和宽度是 RBF 的参数,本工作隐含层各节点采用相同的高斯函数作为径向基函数;隐含层的输出在输出层进行线性加权得到基于超混沌的 RBF 神经网络辨识模型。

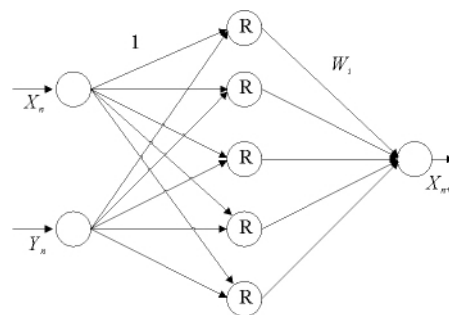


图 1 基于超混沌的 RBF 神经网络模型
Fig. 1 RBF neural network model based on hyper-chaos

2 水印信息加密与解密处理

本工作结合 RBF 神经网络提出一种新型的水印信息加密方法^[8],具体思路如下。

定义 2 设 τ 是集合 $\{1, 2, \dots, n\}$ 上的一个 n 次置换。通过基于超混沌的 RBF 神经网络辨识模型得到 $x_1, x_2, \dots, x_n (n < \infty)$,置换 τ 使得 $x_{\tau(1)} \leq x_{\tau(2)} \leq \dots \leq x_{\tau(n)}$,其中 τ 为

$$\tau = \begin{pmatrix} 1 & \dots & n \\ \tau(1) & \dots & \tau(n) \end{pmatrix}. \quad (3)$$

2.1 水印信息加密

选取一个 $N \times N$ 大小的二值图像作为水印信息,设水印信息矩阵为 T 。将水印信息数据矩阵按列展开,将二维序列变成一维序列 $m = m_{12} \dots m_n$,并根据置换对水印信息加密,即:

$$S = \tau(m) = m_{\tau(1)} m_{\tau(2)} \dots m_{\tau(n)}. \quad (4)$$

其中: m 为明文, S 为密文。

2.2 水印信息解密

水印信息的解密过程就是上述加密的逆过程。只要拥有者已知神经网络的输入、输出权值,在得到

密文序列 S 后,将混沌序列初值 x_1, y_1 输入到基于超混的 RBF 神经网络辨识模型,即可得到混沌序列 x_k 。根据上述定义 2 即可得到 n 次置换 τ ,那么解密方法如下:

$$m = \tau(S) = S_{\tau(1)} S_{\tau(2)} \cdots S_{\tau(n)}. \quad (5)$$

再将序列还原为大小的矩阵,即为原始水印信息。

3 水印信息嵌入

研究表明,在视觉最重要的部分嵌入水印具有较好的稳健性。因此对宿主图像进行处理时,首先对图像进行两层小波分解并选取低频逼近子图进行分块;然后,计算每个小块中各位置的 JND 系数,根据每个小块的 JND 系数自适应地嵌入水印信息。具体步骤如下。

步骤 1 将原始图像 I 进行两层小波分解,提取低频逼近子图,并将其分成 4×4 像素大小的子块,按行进行排序,记作 I_k ;

步骤 2 计算低频逼近子图中各像素位置的 JND 系数^[5],按上述分块方法分别记作 JND_k ;

步骤 3 本工作选取每一子块中的首项作为嵌入位置嵌入水印信息,嵌入方法为

$$\begin{cases} I'_k(1,1) = I_k(1,1) + \alpha JND_k(1,1), m(k) = 1, \\ I'_k(1,1) = I_k(1,1) - \alpha JND_k(1,1), m(k) = 0. \end{cases} \quad (6)$$

其中: α 为嵌入强度,本工作取值为 $\alpha = 5$ 。

步骤 4 RBF 神经网络训练^[13]。

在水印信息嵌入过程中,输入矢量 $R_{in}(j)$ (由嵌入水印后的图像块 I_k 按行堆叠方式得到)和目标矢量 $R_{out}(f)$ (由原始图像块 $I_k(1,1)$ 按行堆叠方式得到)形成神经网络训练集 $R = \{R_{in}(k), R_{out}(k)\}$ 。运用 RBF 神经网络进行训练,当达到设定误差阈值时,整个网络就实现了输入矢量到输出矢量的非线性映射,通过该网络可以实现水印的盲提取。

4 水印信息提取与检测

利用水印嵌入过程中训练好的神经网络可以实现水印信息的盲提取,具体的水印提取步骤如下。

步骤 1 将原始图像 I 进行两层小波分解,提取低频逼近子图,并将其分成 4×4 像素大小的子块,按行进行排序,记作 I''_k ;

步骤 2 将每个子块按行堆叠或者列堆叠得到神经网络的输入矢量 $R'_{in}(k)$,以及每个子块首项行堆叠或者列堆叠得到 $R''_{out}(k)$;

步骤 3 根据上述水印嵌入过程中训练好的网

络,输入矢量 $R'_{in}(k)$,得到神经网络训练输出矢量 $R''_{out}(k)^*$;

步骤 4 水印信息提取,提取方法为

$$\begin{cases} S'(k) = 1, r(k) > 0, \\ S'(k) = 0, r(k) \leq 0. \end{cases} \quad (7)$$

其中, $r(k) = R''_{out}(k) - R''_{out}(k)^*$ 。

步骤 5 通过上述水印信息解密算法即可得到提取的水印信息 T' 。

水印信息的检测通过计算提取水印的 NC 值判别待测图像是否含有水印信息^[14]。

5 仿真实验

5.1 实验图像选取与水印嵌入

本工作选取 512×512 像素大小的 Lena 图像作为原始图像,选取 32×32 像素大小的二值图像作为水印图像,如图 2 所示。

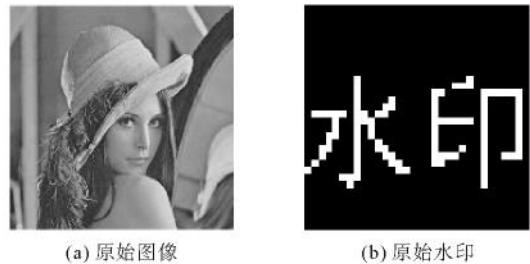


图 2 原始图像与原始水印

Fig. 2 Original image and original watermark

原始图像嵌入水印后,PSNR 值为 48.943 8,肉眼很难分辨出嵌入水印的图像与原始图像之间的差别,说明本算法具有较好的不可感知性,实验结果如图 3 所示。

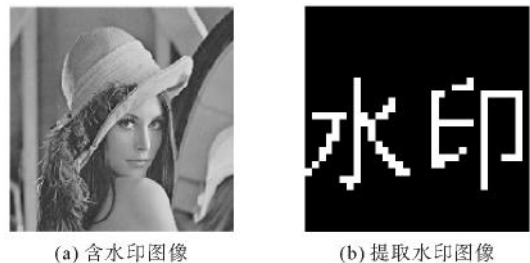


图 3 含水印图像与提取的水印图像

Fig. 3 Watermarked image and extracted watermark image

5.2 攻击实验

为了探讨该算法的性能,本工作对含水印图像进行噪声、滤波、剪切、旋转等攻击实验。通过对比攻击后图像的 PSNR 值与提取水印图像的 NC 值来衡量算法的不可感知性、鲁棒性^[15]。

5.2.1 噪声攻击

对含水印图像进行强度大小为 0.001、0.005、0.010 的椒盐噪声攻击,实验结果如图 4 所示,攻击后图像对应的 PSNR 值和提取水印 NC 值如表 1 所示。

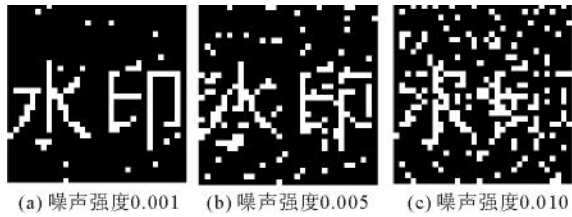


图 4 噪声攻击后提取的水印图像

Fig. 4 Watermark image is extracted after the noise attack

通过实验结果发现,图像在遭受不同强度的噪声攻击时,水印可以被较好地检测出,但是应对高强度噪声攻击的鲁棒性较差。

表 1 噪声攻击对应的 PSNR 值和 NC 值

Table 1 Noise attack corresponding to the PSNR value and the NC value

噪声强度	PSNR 值	NC 值
0.001	35.394 4	0.927 3
0.005	28.375 8	0.718 0
0.010	24.891 8	0.568 4

5.2.2 滤波攻击

对含水印图像进行 2×2 、 4×4 、 5×5 的高斯低通滤波攻击,实验结果如图 5 所示,攻击后图像对应的 PSNR 值和提取水印 NC 值如表 2 所示。



图 5 滤波攻击后提取的水印图像

Fig. 5 Watermark image is extracted after the filter attack

表 2 滤波攻击对应的 PSNR 值和 NC 值

Table 2 Filter attack corresponding to the PSNR value and the NC value

滤波参数	PSNR	NC
[5,5,0.2]	48.768 2	1
[5,5,0.5]	40.981 3	1
[5,5,0.8]	34.554 4	0.955 3

通过实验结果不难发现,该算法应对滤波攻击

时表现出良好的鲁棒性。

5.2.3 旋转攻击

对含水印图像进行旋转角度大小为 5° 、 10° 、 15° 的旋转攻击,实验结果如图 6 所示,攻击后图像对应的 PSNR 值和提取水印 NC 值如表 3 所示。

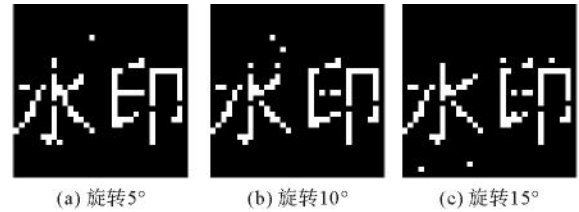


图 6 旋转攻击后提取的水印图像

Fig. 6 Watermark image is extracted after the rotating attack

表 3 旋转攻击对应的 PSNR 值和 NC 值

Table 3 Filter attack corresponding to the PSNR value and the NC value

旋转角度	PSNR	NC
5°	19.332 1	0.943 0
10°	16.774 5	0.913 7
15°	15.410 8	0.894 3

通过实验结果发现,在旋转不同角度时,水印可以较好地检测出,即便旋转较大角度,仍然可以通过提取的水印信息辨别出水印。

5.2.4 剪切攻击

对含水印图像中心剪切 8×8 、 16×16 、 32×32 像素大小的剪切攻击,实验结果如图 7 所示,攻击后图像对应的 PSNR 值和提取水印 NC 值如表 4 所示。



图 7 剪切攻击后提取的水印图像

Fig. 7 Watermark image is extracted after the cut attack

表 4 旋转攻击对应的 PSNR 值和 NC 值

Table 4 Cut attack corresponding to the PSNR value and the NC value

剪切位置(像素)	PSNR	NC
左上(16×16)	35.522 7	0.986 4
左上(32×32)	31.642 8	0.944 8
左上(64×64)	25.439 1	0.816 5

通过实验不难发现,当剪切比较大的像素块时,可以较好地检测出水印信息,并且能较清晰地辨别水印。

5.3 算法对比实验

本工作运用常见的 Logistic 映射加密算法^[4]对水印图像进行加密处理,然后执行本工作的水印嵌入算法,实验结果如下表 5 所示。目前 Logistic 映射广泛应用于图像加密领域,但是这种一维混沌系统存在对初值的敏感性较大、密钥空间相对较少、安全性能较低等缺点。而本工作采用对初始条件极度敏感的二维超混沌系统产生混沌序列,其密钥空间显著增大,安全性会显著提高;另外,运用 RBF 神经网络训练混沌序列并定义一种置换加密算法,即使攻击者知道了密钥也很难破解信息,从而可以大大提高算法的抗攻击能力和安全性。

表 5 Logistic 加密算法对应的 PSNR 值和 NC 值
Table 5 Logistic encryption algorithm corresponding to the PSNR value and NC value

攻击类型	攻击强度	PSNR	NC
椒盐噪声	0.001	34.550 8	0.917 7
	0.005	26.987 4	0.700 2
	0.01	24.881 2	0.501 8
高斯滤波	[5,5,0.2]	42.895 4	1
	[5,5,0.5]	34.567 6	0.997 2
	[5,5,0.8]	33.083 7	0.938 2
旋转	5°	19.013 2	0.941 3
	10°	15.998 3	0.907 8
	15°	15.005 2	0.887 6
剪切	左上 16×16	35.511 6	0.984 2
	左上 32×32	31.558 2	0.939 8
	左上 64×64	25.293 6	0.807 8

通过对比攻击后图像 PSNR 值不难发现,本算法的 PSNR 值相对较高,说明本算法的不可感知性更好。通过对比提取水印的 NC 值,发现本算法在抵抗滤波、旋转方面表现出较强的鲁棒性,并且在抵抗噪声攻击和剪切攻击方面也表现出较好的鲁棒性,说明本算法具有较好的鲁棒性和抵抗攻击能力。

6 结 语

本算法利用基于超混沌的 RBF 神经网络辨识模型进行水印加密处理,加强了数字水印的安全性,提高了算法的鲁棒性。利用 JND 模型,将水印信息自适应地嵌入低频系数中,具有更好的不可感知性

和鲁棒性;另外,算法相对简单,更容易实现。通过实验结果可以发现,使用本算法给载体图像加入水印后肉眼观测不到画质变化;在应对不同噪声、滤波、剪切、旋转攻击时,通过攻击后图像的 PSNR 值及提取的攻击后水印图像发现,水印仍能较好的检测出,并且表现出良好的鲁棒性。

参 考 文 献

- [1] REZA M S, KHAN M S A, ALAM M G R, et al. An approach of digital image copyright protection by using watermarking technology [J]. International Journal of Computer Science Issues, 2012, 9(2):280-286.
- [2] 刘沂琦,詹福宇. MATLAB 图像与视频处理实用案例详解 [M]. 北京:电子工业出版社, 2015:280-290.
LIU Yanqi, ZHAN Fuyu. MATLAB Image and Video Processing Practical Examples[M]. Beijing: Electronic Industry Press, 2015: 280-290.
- [3] 兀旦晖,郑恩让. 基于混沌 Logistic 和 Arnold 二次加密的图像水印算法研究[J]. 计算机测量与控制, 2017, 4:193-196.
WU Danhui, ZHENG Enrang. Research on encryption algorithm of image watermarking based on logistic and arnold[J]. Computer Measurement and Control, 2017, 4:193-196.
- [4] 彭川,莫海芳. 基于 Logistic 混沌序列的鲁棒数字水印方案[J]. 计算机仿真, 2012(9):278-282.
PENG Chuan, MO Haifang. Logistic chaos based robust watermarking scheme[J]. Computer Simulation, 2012(9):278-282.
- [5] 杨树国. 鲁棒图像数字水印技术的研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工程大学, 2003:32-46.
YANG Shuguo. Research on Robust Image Digital Watermarking Technology[D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2003:32-46.
- [6] 吴玲玲,张建伟,葛琪. Arnold 变换及其逆变换[J]. 微计算机信息, 2010, 26(14):206-208.
WU Lingling, ZHANG Jianwei, GE Qi. Arnold transformation algorithm and anti-arnold transformation algorithm[J]. Microcomputer Information, 2010, 26(14):206-208.
- [7] TSAI H H, CHENG J S. Adaptive signal-dependent audio watermarking based on human auditory system and neural networks [J]. Applied Intelligence, 2005, 23(3):191-206.
- [8] 梁家栋,杨树国. 一种基于 Chebyshev 混沌神经网络的视频水印算法[J]. 计算机与现代化, 2017(4):14-17.
LIANG Jiadong, YANG Shuguo. A video watermarking algorithm based on chebyshev chaotic neural network [J]. Computer and Modernization, 2017(4):14-17.
- [9] 杨海涛,郑洪源,丁秋林. 一种使用 JND 和零树编码的彩色图像水印算法[J]. 计算机应用与软件, 2012, 29(6):278-281.
YANG Haitao, ZHENG Hongyuan, DING Qiulin. A digital watermarking algorithm for color images based on JND and zero-tree coding [J]. Computer Applications and Software, 2012, 29(6):278-281.

(下转第 118 页)

- 估方法研究[J]. 中国安全生产科学技术, 2015, 11(6): 68-74.
- LI Shasha, CUI Tiejun, MA Yundong. Research on system reliability evaluation method based on space fault tree theory[J]. Journal of Safety Science and Technology, 2015, 11(6): 68-74.
- [4] 崔铁军, 马云东. 空间故障树的径集域与割集域的定义与认识[J]. 中国安全科学学报, 2014, 24(4): 27-32.
- CUI Tiejun, MA Yundong. Definition and recognition of diameter set and cut set in spatial fault tree[J]. China Safety Science Journal, 2014, 24(4): 27-32.
- [5] SEMANDERES S N. "ELRAFT" a computer program for the efficient logic reduction analysis of fault trees[J]. IEEE Transactions on Nuclear Science, 2007, 18(1): 481-487.
- [6] 王广彦, 马志军, 胡起伟. 基于贝叶斯网络的故障树分析[J]. 系统工程理论与实践, 2004, 24(6): 78-83.
- WANG Guangyan, MA Zhijun, HU Qiwei. Fault tree analysis based on bayesian networks[J]. Systems Engineering—Theory & Practice, 2004, 24(6): 78-83.
- [7] KHAKZAD N, KHAN F, AMYOTTE P. Safety analysis in process facilities: Comparison of fault tree and Bayesian network approaches[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2011, 96(8): 925-932.
- [8] 王金武. 可靠性工程基础[M]. 北京: 科学出版社, 2013.
- WANG Jinwu. Reliability Engineering Foundation[M]. Beijing: Science Press, 2013.
- [9] DOMENECH E, ESCRICHE I, MARTORELL S. Exposure Assessment based on a combination of event and fault tree analyses and predictive modeling[J]. Food Control, 2010, 21(10): 1338-1348.
- [10] ZHANG R, LOWNDES I S. The application of a coupled artificial neural network and fault tree analysis model to predict coal and gas outbursts[J]. International Journal of Coal Geology, 2010, 84(2): 141-152.
- [11] HINTON G E, DENG L, YU D, et al. Deep neural networks for acoustic modeling in speech recognition: The shared views of four research groups[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2012, 29(6): 82-97.
- [12] MAMITSUKA H. Predicting peptides that bind to MHC molecules using supervised learning of hidden markov models[J]. Proteins Structure Function & Bioinformatics, 2015, 33(4): 460-474.
- [13] LIU Z, NI X, LIU Y. Gastric esophageal surgery risk analysis with a fault tree and Markov integrated model[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2011, 96(12): 1591-1600.
- [14] BOUTROS T, LIANG M. Detection and diagnosis of bearing and cutting tool faults using hidden Markov models[J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2011, 25(6): 2102-2124.
- [15] MAYMON S, ELDAR Y C. The viterbi algorithm for subset selection[J]. Signal Processing Letters IEEE, 2015, 22(5): 524-528.
- (责任编辑 姜丰辉)
-
- (上接第 110 页)
- [10] 任克强, 王法印. 基于 BCH 和 JND 的小波域数字图像水印算法[J]. 电视技术, 2016, 40(9): 22-25.
- REN Keqiang, WANG Fayin. Digital image watermarking algorithm in wavelet domain based on BCH and JND [J]. Video Engineering, 2016, 40(9): 22-25.
- [11] 肖振久, 李南, 王永滨等. 基于超混沌的医学图像篡改定位零水印算法[J]. 计算机工程与应用, 2017(7): 115-120.
- XIAO Zhenjiu, LI Nan, WANG Yongbin, et al. Zero watermarking scheme for medical image temper location based on hyper-chaos encryption[J]. Computer Engineering and Applications, 2017(7): 115-120.
- [12] 王艳芹, 张维. 基于 MATLAB 的 RBF 神经网络建模及应用[J]. 大庆师范学院学报, 2007, 27(2): 118-120.
- WANG Yangqin, ZHANG Wei. Modeling and application of neural network based on MATLAB and RBF neural network[J]. Journal of Daqing Normal University, 2007, 27(2): 118-120.
- [13] 黄兴. 基于神经网络的数字图像水印算法研究[D]. 西安: 西安科技大学, 2005: 39-45.
- HUANG Xing. Study on Digital Image Watermarking Algorithms based on Artificial Neural Networks [D]. Xi'an: Xi'an Technology University, 2005: 39-45.
- [14] 苏庆堂, 柳新华, 董相志. 基于 DWT 和 RBF 神经网络的水印算法研究[J]. 微计算机信息, 2008(4): 300-302.
- SU Qingtang, LIU Xinhua, DONG Xiangzhi. Research on watermarking algorithm based on DWT and RBF neural network [J]. Microcomputer information, 2008(4): 300-302.
- [15] 冯祥斌, 陈永红. 基于纠错编码和 RBF 神经网络的盲水印新算法[J]. 微型机与应用, 2013(7): 30-33.
- FENG Xiangbin, CHEN Yonghong. A novel blind detection watermarking algorithm using error correction coding and RBF neural network [J]. Microcomputer & Its Applications, 2013(7): 30-33.
- (责任编辑 姜丰辉)