

# 纹理掩蔽特性在水印技术中的应用

付 港, 李 鸣\*

南昌大学机电工程学院, 江西 南昌 330031

**摘 要:** 为了提高图像版权保护与信息跟踪的可靠性, 提出了一种基于最小二乘支持向量机的纹理掩蔽特性数字水印技术. 图像区域子块的纹理越复杂, 人眼可感知的视觉门限就越高; 对于边缘区域, 该视觉门限最高, 在特征区域中可以选择这些位置作为水印的嵌入点. 根据图像子块邻域像素间的相关性原理, 使用最小二乘支持向量机建立起邻域像素之间的关系模型, 动态地调整模型的输出值同中心像素值的大小关系, 实现水印信息的嵌入与提取. 同时, 用粒子群算法来优化水印信息的嵌入强度. 实验表明, 嵌入水印后的图像不仅有着很好的隐蔽性和较强的稳健性, 对联合图像专家小组压缩、几何剪切、放缩等一般的图像处理操作, 有着较强的抵抗力, 同时实时性、安全性都比较强.

**关键词:** 水印技术; 纹理掩蔽特性; 最小二乘支持向量机; 掩蔽性; 稳健性

**中图分类号:** TP309

**文献标识码:** A

**doi:** 10. 3969/j. issn. 1674-2869. 2015. 07. 012

## 0 引 言

数字水印的隐蔽性与稳健性之间的协调问题, 一直是影响水印性能提高的一个难题<sup>[1]</sup>. 空域法嵌入水印具有简单、高效、易于实现等优点, 由于它是在载体图像的表面上直接地修改水印信息, 并且水印信息相对于原始载体图片来说本身就是一种噪声信号, 这些都会导致基于空间域的数字水印算法的稳健性能一直都不太好<sup>[2-3]</sup>. 冯能山等<sup>[4]</sup>利用光滑支持向量机, 结合图像区域的相关性原理, 自适应地确定水印信息的最佳嵌入位置和嵌入强度. 付伟曼等<sup>[5]</sup>利用支持向量机模拟小波分解系数之间的非线性映射关系, 结合图像邻域像素之间的相关特性, 自适应地确定各小波系数之中嵌入的水印容量. 为此, 本文将支持向量机的思想引入到空间域的数字水印算法当中, 并给出了基于最小二乘支持向量机的数字水印嵌入方案, 以进一步的平衡水印系统不可见性与鲁棒性之间的矛盾.

相关性理论表明: 数字图像的邻域像素之间存在着一种非线性映射的函数关系<sup>[6]</sup>. 根据人眼视觉系统(HVS)的纹理掩蔽特性, 人眼对于图像纹理复杂区域较平滑区域更不敏感, 对于边缘区域最不敏感, 人眼可感知到的视觉门限(JND)就高出很多, 选择熵值<sup>[7]</sup>与变异度值较大的子块, 在这些区域, 较大程度地改变它的灰度值<sup>[8]</sup>. 最小二乘支持

向量机(Least squares support vector machine)(LS-SVM)基于结构风险最小化理论, 它有着很强的学习能力与泛化能力, 在小样本、非线性、局部极小值等回归问题中都有着独特的优势<sup>[9]</sup>. 此时, 若利用 LS-SVM 进行数字水印的嵌入与提取, 建立水印嵌入位置的特征和水印信号之间的非线性映射的函数关系, 并使用粒子群算法(Particle swarm optimization)(PSO)优化相关超参数, 这些都会极大的提高水印信息嵌入与提取的成功率.

## 1 最小二乘支持向量机

最小二乘支持向量机(LS-SVM)<sup>[9]</sup>是支持向量机(SVM)的一种扩展方式, 它将误差的平方和的损失函数当作训练集的损失函数, 用等式约束取代了不等式约束, 使得求解的速率与效率大大提升.

(1) LS-SVM 原始问题. 设样本集是

$T = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_l, y_l)\}$ , 其中  $x_i \in R_n$ ,  $y_i \in R$ ,  $i=1, 2, \dots, l$ , 则最小二乘支持向量机可表述为:

$$\min J(w, \varepsilon) = \frac{1}{2} w^T w + \gamma \sum_{i=1}^l \varepsilon_i^2 \quad (1)$$

$$\text{s.t. } y_i = w^T \phi(x_i) + b + \varepsilon_i, i=1, \dots, l \quad (2)$$

其中:  $\phi(\cdot)$  为数据集映射到高维特征空间  $H$  的函数关系,  $\varepsilon_i \in R$  是松弛变量的大小,  $\gamma$  是惩罚系数.

(2) 超参数的优化: 本文选择的是径向基核函

数,并使用粒子群算法对超参数加以优化处理,取预测值与真值之间的均方误差作为优化学习目标,它也是各个粒子的适应度函数值:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (p_i - p_i')^2 \quad (3)$$

式(3)中: $p_i, p_i'$ 分别是测试集的真值与预测值, $n$ 是测试样本的个数。

(3)粒子群初始参数的设定:进化次数 200 次,粒子数 20,  $c_1=c_2=2$ ,超参数范围  $c=[0.1 \ 1 \ 000]$ ,  $g=[0.01 \ 100]$ ,精度  $eps=1.0e-06$ ;惯性权重  $w_{\max}=0.95$ ,  $w_{\min}=0.2$ ,且采用的是线性递减方式:

$$w = w_{\max} - (w_{\max} - w_{\min}) \times \frac{k}{\max \text{ gen}} \quad (4)$$

## 2 水印信息的嵌入与提取

数字图像空间域邻域像素之间具有很强的相关性,利用 LS-SVM 建立起中心像素与邻域像素之间的关系模型。选取图像数据库中几组 256 级灰度载体图像,比较模型的输出值与目标值之差的绝对平均值(MAE)大小,如下表 1 所示,综合比较,论文将采取的是图像  $3 \times 3$  邻域作为样本数据集。

表 1 载体图像分块后 MAE 值

Table.1 The MAE value after carrier image blocked

MAE	5×5	3×3
LENA.bmp	2.812	2.729
rice.bmp	3.819	3.641
pepper.bmp	2.790	2.678

设载体图像  $I$  是  $512 \times 512$  的灰度图像,水印图像  $W$  是 word 上制作的含“爱我中华”字样的二值图像,大小是  $32 \times 32$ ,  $I = \{I_{i,j} | 1 \leq i \leq M, 1 \leq j \leq N\}$ , 其中  $I_{i,j}$  代表  $(i,j)$  位置像素点的灰度值大小,  $W = \{W_{i,j} | 1 \leq i \leq P, 1 \leq j \leq Q\}$ ,  $W_{i,j} = \{0, 1\}$ , 水印信息的嵌入与提取步骤如下:

步骤 1: 水印预处理操作。把大小的水印图像  $W$  利用伪随机序列变换<sup>[10]</sup>作置乱处理,降维为一维信号  $W'$ ,  $W' = \{W_{i,j} | 1 \leq i \leq P \times Q\}$ 。

步骤 2: 子块分类。将载体图像先进行分块,计算熵值:

$$H = - \sum_{i=1}^q P_i \log_2 P_i \quad (5)$$

式(5)中: $P$  表示图像灰度级数,取 256,  $P_i$  是对应灰度级的频率大小。

计算每个  $8 \times 8$  小块的熵值,若其大于熵值序列的中间值,则其就是非平滑区子块,其它就是平滑

区子块。

接着计算每个  $8 \times 8$  子块的方差为

$$s = \frac{1}{n} \sum_{(x,y) \in A} [f(x,y) + \bar{f}]^2 \quad (6)$$

式(6)中:子块  $A$  像素个数为  $n$ ,其灰度值是  $f(x,y)$ ,平均灰度值是  $\bar{f}$ 。

引入变异度公式:

$$c = \frac{s}{\bar{f}} \quad (7)$$

在非平滑区子块中,再计算每个小块的变异度值,若其大于变异度序列的中间值,则就是边缘区,反之属于纹理区。边缘区和纹理区就是要嵌入水印的子块。

步骤 3: 用于 LS-SVM 样本的子块选取。将载体图像  $8 \times 8$  之中再进行  $3 \times 3$  分块,降维成一维数组,选择非平滑区中变异度最大的后  $2 \times P \times Q$  个子块当作 LS-SVM 样本集。

步骤 4: 选取 LS-SVM 训练样本。选取步骤 3 中前一半子块的中心像素  $P(i,j)$  及其  $3 \times 3$  邻域分别作为输出输入向量,建立 LS-SVM 的训练模型。

步骤 5: 修改回归样本值。选取步骤 3 中后面一半子块,记作密钥 III,修改中心像素  $Q(i,j)$  值,采用自适应加性嵌入法则:

$$I'_i = I_i + (2w_i - 1)\alpha \quad (8)$$

式(8)中: $\alpha$  是自适应强度因子。令  $\lambda = (2w_i - 1)\alpha$ ,  $\lambda$  表示水印嵌入强度大小。

步骤 6: 嵌入水印。根据中心像素  $Q(i,j)$  的邻域作为测试样本集,预测中心处像素值  $P_i$ ,并与步骤 5 中  $I'_i$  作比较,这样就嵌入了水印信息:

$$I''_i = \begin{cases} \max(I'_i, P_i + \lambda), (w_i = 1) \\ \min(I'_i, P_i - \lambda), (w_i = 0) \end{cases} \quad (9)$$

步骤 7: 提取水印。水印信息提取与嵌入是一个逆过程,前面的步骤基本一样。根据密钥 III 定位到相关子小块,根据其中心像素  $Q(i,j)$  的  $3 \times 3$  邻域预测中心像素值  $P_i$ ,并与实际值  $I'_i$  作比较,这样就提取了水印信息:

$$w'_i = \begin{cases} w_i = 1, (I'_i > P_i) \\ w_i = 0, (I'_i \leq P_i) \end{cases} \quad (10)$$

下面将采用 PSNR、SNR、NC、BER 来评价水印系统的性能。

## 3 实验结果及分析

### 3.1 粒子群优化超参数部分

实验结果:均方根误差  $R=29.484 \ 1$ ,平方相关系数  $r=0.807 \ 2$ ,训练时间  $t=0.506 \ 7 \ s$ 。可见 LS-SVM

在提高数据集预测精度及训练时间等方面,优势比较明显.如果数据集的噪点进行有效处理,特定载体图像的特征提取更加完美,并且设定的 PSO 相关初始化参数非常恰当,其优势会更加突出.

使用 PSO 优化超参数的过程中,适应度曲线刚开始下降得很明显,最终进入迭代 190 次左右,适应度值在 1926.38 左右.通过多次实验,随着迭代次数的增加,适应度值得到一定程度改善,但时间成本及计算机内存损耗都非常大,同时优化也极易陷入局部最优解.参数的初始化设置也是 PSO 优化过程中的难点所在.本次超参数优化结果,取  $sig2=720.583\ 3$ ,  $gam=36.201\ 2$ ,然后将此值初始化 LS-SVM 的超参数,应用于相关的数字水印算法当中去.可以看出本套数字水印算法的主客观评价指标也比较不错.

图 1 是适应度曲线,图 2 为 LS-SVM 的回归模型.

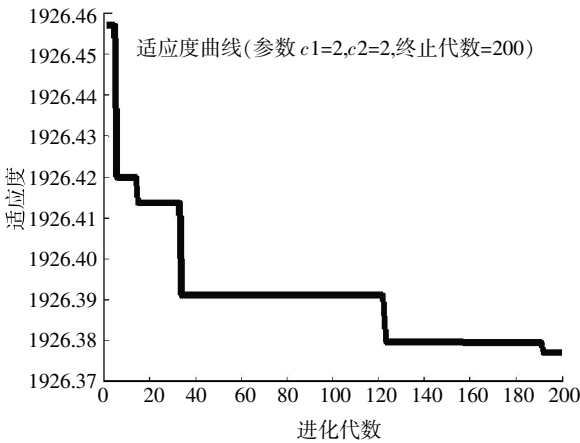


图 1 适应度曲线图

Fig.1 Fitness graph

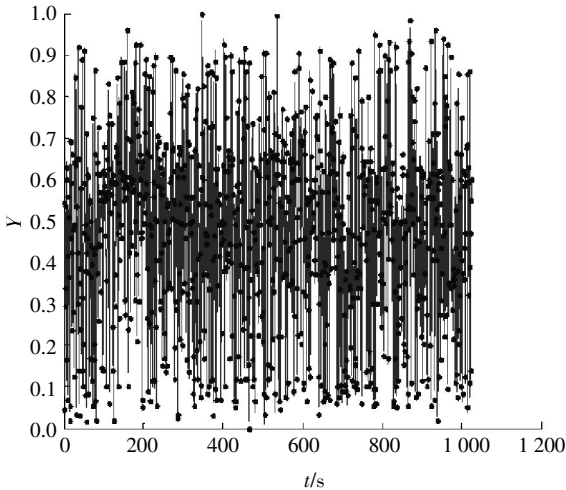


图 2 LS-SVM 的回归模型图

Fig.2 Regression model figure of the LS-SVM

3.2 数字水印仿真实验结果

仿真实验采用 MATLAB2013b 版本,选取图像库中大小为 512×512 的灰度图像 lena.bmp 作为载体图像;水印图像是含“爱我中华”字样的二值图像,大小 32×32.

确定最佳嵌入强度  $\lambda$ ,综合平衡不可见性及鲁棒性之间的协调关系, $\lambda$  的确定还需针对具体的算法,通过大量的仿真比较.通过一系列实验,列举几组数据如表 2 所示,综合考虑各性能评价指标关系,本文将取  $\lambda=29$ .

表 2  $gam=720.5833, sig2=36.2012$ ,

不同  $\lambda$  下性能评价参数值

Table 2  $gam=720.5833, sig2=36.2012$ ,

varies parameter values under performance evaluation

	$\lambda$				
	25	27	29	31	33
PSNR	65.681 1	65.681 1	65.929 3	65.929 3	65.929 3
NC	0.994 0	0.994 0	0.994 0	0.994 0	0.994 0
BER	0.017 6	0.017 6	0.016 6	0.016 6	0.016 6

图 3 仿真结果显示,肉眼几乎观察不出载体图像与嵌入水印之后图像间的区别所在,这说明水印的不可见性很强,提取出来的水印图像与原始水印图像也很相似.这些都表明本套水印算法的主客观质量比较优良.未受攻击情况下的性能评价参数如表 3 所示.



图 3 测试图片 lena.bmp

Fig.3 The test image of lena.bmp

表 3 未受攻击评价参数

Table.3 The unattacked evaluation parameters

	评价参数			
	PSNR	SNR	NC	BER
本文算法	65.929 3	65.681 1	0.994 0	0.016 6
文献[11]	55.37	/	0.9940	/

为综合测试本套水印算法的鲁棒性能,还需要对含有水印信息的图像作一些常规的攻击操作处理,仿真结果如表 4 所示。

表 4 LENA.bmp 攻击测试实验结果  
Table 4 Attack test results of LENA.bmp

攻击方法		本文算法		文献[11]算法	
		PSNR/db	BER	PSNR/db	BER
JPEG	90	65.446 3	0.018 6	60.6751	0.055 7
	80	60.309 9	0.060 5	/	/
	70	56.995 3	0.129 9	58.549 0	0.090 8
椒盐噪声(0.05)		55.980 7	0.164 1	54.377 7	0.237 3
高斯噪声(0.01)		55.245 3	0.194 3	55.137 5	0.199 2
剪切右下角 1/9		55.633 1	0.177 7	54.168 4	0.249 0
剪切中间 1/9		55.828 3	0.169 9	54.413 6	0.235 4
亮度增强(50%)		57.442 0	0.117 2	/	/
对比度增强(50%)		54.889 3	0.210 9	/	/
高斯低通滤波(3×3)		56.772 5	0.136 7	/	/
中值滤波(3×3)		51.183 7	0.495 1	/	/
旋转	15°	55.446 3	0.185 5	54.395 6	0.236 3
	75°	55.400 8	0.187 5	54.185 5	0.248 0
高斯模糊		56.772 5	0.136 7	/	/
运动模糊		54.654 5	0.222 7	/	/
尺寸 缩放	8 倍	63.762 2	0.027 3	/	/
	4 倍	63.609 8	0.028 3	62.436 0	0.037 1
	2 倍	63.609 8	0.028 3	61.899 1	0.042 0
	0.75 倍	55.378 2	0.188 5	55.223 5	0.195 3
JPEG (80)+	尺寸扩大 2 倍	58.939 6	0.083 0	/	/
	尺寸缩小 2 倍	52.224 1	0.389 6	/	/
	剪切中心 1/9	56.165 5	0.157 2	/	/
	旋转 90°	57.703 0	0.110 4	/	/

在仿真测试中,本套数字水印算法对中高强度 JPEG 压缩、噪声攻击、剪切攻击、亮度增强、对比度增强、离 $\pm 45^\circ$ 方向较远的偏角旋转操作、放大攻击及几种联合攻击的抵抗能力比较强;对于中值滤波、缩小攻击、模糊操作及另外几种联合攻击的抵抗能力显得比较一般。与文献[11]的方法进行比较,本文方法的性能评价参数总体上都有了一定程度的改善。

## 4 结 语

本套数字水印系统充分利用人眼 HVS 及 LS-SVM 很强的学习能力与泛化能力,体现出如下特点:(1)水印系统的隐蔽性及稳健性比较优良,肉眼几乎观察不出载体图像与含水印图像的细微区别,提取的水印图像与原始水印图像也极为相似,其

主客观评价参数比较好,有一定的实用价值;(2)结合 LS-SVM 与图像纹理特征的子块分类思想可为空间域水印算法的继续深入研究提供一种新的思路;(3)更加充分利用 HVS 特性,结合性能最优的机器学习算法,这些都有助于水印系统的不可感知性与鲁棒性达到最佳平衡。

## 致 谢

本研究是在南昌大学机电学院微流控实验室完成的,向给过帮助和支持的老师们表示衷心的感谢!

## 参考文献:

- [1] 赵红. 一种支持向量回归机的音频水印算法[J]. 漳州师范学院学报:自然科学版, 2012(2): 34-39.  
ZHAO hong. An audio watermarking algorithm based on SVR [J]. Journal of Zhangzhou Normal University: Natural Science, 2012(2): 34-39.(in Chinese)
- [2] Jayanthi V E, Rajamani V, Karthikayen P. Performance analysis for geometrical attack on digital image watermarking [J]. International Journal of Electronics, 2011, 98(11):1565-1580..
- [3] 汪太月, 戴燕青. 一种基于空域的彩色图像的置乱数字水印算法[J]. 湖北理工学院学报, 2014(3): 32-36, 45.  
WANG Tai-yue, DAI Yan-qing. A novel color image scrambling digital watermarking algorithm based on spatial domain [J]. Journal of Hubei Polytechnic University, 2014(3): 32-36, 45.(in Chinese)
- [4] 冯能山, 廖志良, 熊金志. 基于光滑支持向量机的图像水印技术 [J]. 计算机工程与设计, 2013(6): 2075-2078, 2194.  
FENG Neng-shan, LIAO Zhi-liang, XIONG Jin-zhi, Image watermark scheme based on smooth support vector machine[J]. Computer Engineering and Design, 2013(6): 2075-2078, 2194.(in Chinese)
- [5] 付伟曼. 支持向量机应用于数字水印的算法研究[D]. 大庆: 东北石油大学, 2011.  
FU Wei-man. Digital watermarking technology based on support vector machine [D]. Daqing: Northeast Petroleum University, 2011.(in Chinese)
- [6] XIE R S, WU K S, XU G P, et al. Research on anti-counterfeiting quick response 2D barcode techniques based on digital watermark [J]. Journal of Shanghai Jiaotong University (Science), 2013(18): 443-447.
- [7] 赖茂宇, 张晋, 刘菁, 等. 信息熵的模糊选择在项目管理组织结构中的应用 [J]. 武汉工程大学学报, 2014, 36(3): 67-71.

- LAI Ji-yu, ZHANG jin, LIU jin, et al. Modified fuzzy synthetic evaluation method based on entropy weight theory and its application in project management organizational structure [J]. Journal of Wuhan Institute of Technology, 2014(3):67-71. (in Chinese)
- [8] 肖振久,田淑娇,陈虹.基于图像纹理复杂度的小波域数字水印算法[J]. 计算机工程, 2014(6):85-88,94.
- XIAO Zhen-jiu, TIAN Shu-jiao, CHEN hong. Wavelet domain digital watermarking algorithm based on image texture complexity [J]. Computer Engineering, 2014(6): 85-88,94. (in Chinese)
- [9] HUNG Y H, HUANG M L A multi-class IC package type classifier based on kernel-based nonlinear LS-SVM method[J]. International Journal of Computational Intelligence Systems, 2014,7(3):472-480.
- [10] YANGS H, CHEN H C. Bit-Plane watermarking for zeretree-coded images[J]. IEEE Asia-Pacific Conference on Circuits and Systems, 2002(2):73-78.
- [11] 倪顾伟. 基于神经网络的数字水印算法的研究与实现[D]. 南京:南京理工大学, 2012.
- NI Gu-wei. The study and implementation of the digital watermarking algorithm based on the neural network [D]. Nanjing :Nanjing university of science and technology, 2012. (in Chinese)

## Application of texture masking characteristics in watermark technology

*FU Gang, LI Ming\**

College of Mechanical and Electrical Engineering, Nanchang University, Nanchang 330031, China

**Abstract:** To improve the reliability of copyright-protecting and information-tracking, a digital watermarking algorithm of the texture masking characteristics was proposed by the least squares support vector machine (LS-SVM). As the texture of the region sub-images becomes more complex, the just noticeable difference (JND) of the visual perception is higher, and the JND is the highest at the edge regions where the watermark is embedded. According to the correlation theory of the sub-images neighboring pixels, the relationship model of sub-images neighboring pixels was established by the LS-SVM. The watermark was embedded and extracted by dynamically adjusting the interval of the center pixel and the output of the model. Meanwhile, the particle swarm optimization was used to seek optimal embedding strength of the watermark. Experimental results show that the images embedded into watermark have good masking quality and high robustness, and can resist the common image processing operations such as the joint photographic experts group compression, the geometric cropping, the rescaling and so on. The images also possess good practicability and security.

**Keywords:** watermark technology; texture masking characteristics; least squares support vector machine; masking; robustness.

本文编辑:陈小平