

# 支持向量机与奇异值分解的盲水印算法

王娟<sup>1</sup> 林耀进<sup>1,2</sup> 王育齐<sup>1,3</sup>

(闽南师范大学计算机学院 漳州 363000)<sup>1</sup> (合肥工业大学计算机与信息学院 合肥 230009)<sup>2</sup>

(电子科技大学计算机科学与工程学院 成都 611731)<sup>3</sup>

**摘要** 为进一步提高水印算法的抗攻击性能,提出了基于支持向量机(Support Vector Machine, SVM)与奇异值分解(Singular Value Decomposition, SVD)的盲水印算法。首先对宿主图像进行DWT变换,将低频子带分成互不重叠的子块;然后利用SVM建立子块的局部相关性模型,根据模型预测结果与对应位置的低频系数数值的大小关系产生特征序列,该序列与水印进行异或运算产生特征水印序列,将特征水印序列通过奇偶量化规则嵌入原始图像小波低频子带对应子块的最大奇异值。实验结果表明,该算法不仅具有较好的不可感知性,而且具有较强的抗攻击能力。

**关键词** 数字水印,支持向量机,奇异值分解,奇偶量化

**中图分类号** TP309.2 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2014.11.042

## Blind Watermarking Scheme Based on Support Vector Machine and Singular Value Decomposition

WANG Juan<sup>1</sup> LIN Yao-jin<sup>1,2</sup> WANG Yu-qi<sup>1,3</sup>

(School of Computer Science, Minnan Normal University, Zhangzhou 363000, China)<sup>1</sup>

(School of Computer and Information, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China)<sup>2</sup>

(School of Computer Science and Engineering, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 611731, China)<sup>3</sup>

**Abstract** An image watermarking scheme was developed based on SVM (support vector machine) and SVD (singular value decomposition), which is used to further enhance the performance against attacks. Firstly, the host image is decomposed by the DWT transform, and its low frequency wavelet band is split into non-overlapping blocks. Then, the partial correlation model of the block is established by using the support vector machine. A feature sequence is derived through judging the numerical relationship between the prediction results and the corresponding position of the low frequency coefficient values, and the feature watermark sequence is derived through exclusive-or the feature sequence and the watermark. Moreover, the feature watermark sequence is embedded into corresponding block's biggest singular value from the original image's low frequency wavelet band based on the principle of odd-even quantization. Finally, a watermarked image is obtained after SVD synthesis and IDWT. Experimental results show that the scheme is not only invisible but also has strong ability to resist attacks.

**Keywords** Digital watermarking, Support vector machine, Singular value decomposition, Odd-even quantization

## 1 引言

数字水印技术是一种在开放式网络环境下用来保护数字作品的版权及认证其来源与完整性的有效手段,已成为信息安全领域的研究热点。水印是否有效主要取决于水印图像的不可感知性和鲁棒性,其嵌入位置和强度是决定这两大特性的主要因素,图像的内在特征在很大程度上又决定了这些主要因素,基于图像特征<sup>[1,2]</sup>的数字水印因其具有更好的鲁棒性吸引了大量的研究人员对其进行研究<sup>[3-8]</sup>。由Vapnik等提出的支持向量机(SVM, support vector machine)是一种建立在结构风险最小化原则以及VC维理论基础上的有限样本统计学习理论<sup>[9]</sup>,该理论可对有限的训练样本构建训练模

型,利用模型对测试集进行预测,预测结果可保持较小的误差。文献[10]利用小波变换的特性,提出了基于小波变换和SVM的图像自适应水印算法;文献[11]提取图像的组合矩作为特征向量,通过SVM对几何变换参数进行训练,利用训练模型对待检测图像进行数据预测,根据预测结果对图像进行几何校正;文献[12]利用SVM对图像像素间的相关性及纹理特征进行训练,利用训练模型对待检测的样本进行分类,根据分类结果嵌入和提取水印;文献[13]根据Contourlet变换具有方向选择性的特点,利用SVR建立Contourlet低频子带一定尺度内的局部相关性模型,根据模型的预测结果进行水印的嵌入与提取。从上述文献可以看出,将支持向量机理论应用于数字水印的嵌入和提取,可在保证水印图像的不可感

到稿日期:2013-12-19 返修日期:2014-03-12 本文受国家自然科学基金项目(61303131),福建省教育厅科技A类项目(JA13196),闽南师范大学科学研究资助项目(SK09002)资助。

王娟(1978—),女,硕士,讲师,主要研究方向为信息安全、数字水印, E-mail: wj7851@sina.com; 林耀进(1980—),男,博士生,讲师,主要研究方向为数据挖掘、信息处理; 王育齐(1976—),男,博士生,讲师,主要研究方向为量子信息处理和量子密码。

知性的同时获得较高的鲁棒性。

奇异值分解(SVD, singular value decomposition)<sup>[14]</sup>是一种将矩阵对角化的数值分析算法。图像的奇异值具有较好的稳定性,在对图像施加干扰及一定程度的几何变形如旋转、位移等变换时,奇异值不会发生较大的改变。

本文利用 SVM 与 SVD 的优点,提出了基于支持向量机与奇异值分解的水印算法。算法的主要思想是先对图像进行 DWT 分解,利用 SVM 建立低频子带互不重叠子块的局部相关性模型,根据模型预测结果与低频子带对应位置系数值的大小关系产生特征序列,将该序列与加密后的水印序列进行异或运算产生特征水印序列,最后运用奇偶量化规则,将特征水印序列自适应地嵌入原始图像低频子带对应块的最大奇异值,完成水印嵌入。水印的提取过程无需原始宿主图像和水印图像,这就实现了水印的盲提取。实验结果表明,本文的水印算法对常规型的攻击及几何攻击都具有较好的抵抗能力。

## 2 基础知识

### 2.1 支持向量机(SVM)

根据统计学习理论中学习过程一致性和结构风险最小化的基本思想,Vapnik 提出了一种新的机器学习方法,该方法的基本思想是寻找不仅能将两类样本正确分开而且能保证分类间隔最大的最优分类面。在传统的分类问题中,输出一般只取两个值或有限个值,若要求输出取值范围不限则引入回归问题,SVR 是 SVM 在函数回归领域的应用,它的基本思想是:根据给定的训练集  $T = \{(x_1, y_1), \dots, (x_m, y_m)\} \in (X, Y)^m$ ,其中  $x_i \in X = R^n, y_i \in Y = R, i = 1, \dots, m$ ,通过 SVR 训练,寻找  $R^n$  上的一个实值函数  $f(x)$ ,以使用  $y = f(x)$  来推断任一  $x$  所对应的  $y$  的值。

非线性 SVR 是先通过非线性映射将输入  $x$  映射至高维的 Hilbert 特征空间  $\varphi(x)$ ,在特征空间中进行线性回归,即:

$$\begin{aligned} f(x) &= \omega \varphi(x) + b = \sum_{i=1}^m (\alpha_i^* - \alpha_i) \varphi(x_i) \varphi(x) + b \\ &= \sum_{i=1}^m (\alpha_i^* - \alpha_i) \text{Ker}(x_i, x) + b \end{aligned} \quad (1)$$

其中,  $\alpha_i^*$  和  $\alpha_i$  为拉格朗日乘子,  $\text{Ker}(x_i, x)$  表示向高维空间映射的核函数,  $b$  表示阈值。引入  $\epsilon$  不敏感损失函数时,求解最优化问题可得:

$$\min \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (\xi_i + \xi_i^*) \quad (2)$$

$$\begin{aligned} \omega \varphi(x) + b - y_i &\leq \epsilon^* + \xi_i \\ \text{s. t. } y_i - \omega \cdot \varphi(x) - b &\leq \epsilon^* + \xi_i^* \\ \xi_i, \xi_i^* &\geq 0, i = 1, \dots, m \end{aligned} \quad (3)$$

其中,  $C$  为平衡参数,  $\epsilon$  为敏感参数,  $\xi_i, \xi_i^*$  为松弛因子。根据对偶原理,上述的优化问题等价于:

$$\begin{aligned} \max -\epsilon \sum_{i=1}^m (a_i + a_i^*) + \sum y_i (a_i^* - a_i) - \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m (a_i^* - a_i) \\ (a_j^* - a_j) \text{Ker}(x_i, x_j) \end{aligned} \quad (4)$$

$$\text{s. t. } \sum_{i=1}^m (a_i^* - a_i) = 0, 0 \leq a_i, a_i^* \leq C, i = 1, \dots, m \quad (5)$$

然后,通过二次优化求解可得  $a_i, a_i^*$ ,同时利用 KKT 互补条件和原始约束可求出  $b$  的值,最后代入式(1)即可求得  $f(x)$ ,实现对输入数据预测其输出值。

### 2.2 奇异值分解(SVD)

奇异值分解是数值分析中一种将矩阵对角化的算法。假定一幅图像为  $I, I \in R^{m \times n}, m \times n$  表示矩阵的大小,  $R$  表示为实数域。那么  $I$  的定义为:

$$I = USV^T \quad (6)$$

其中,  $S \in R^{m \times n}$  是对角矩阵,  $U, V \in R^{m \times n}$  是正交矩阵。  $U$  的列向量是  $II^T$  的特征向量,  $V$  的列向量是  $I^T I$  的特征向量。  $S = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_m)$  为  $I$  唯一确定的对角矩阵,满足:

$$\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \lambda_3 \geq \dots \geq \lambda_r > \lambda_{r+1} = \dots = \lambda_m = 0 \quad (7)$$

其中,  $r$  是  $I$  的秩,它等于非零奇异值的个数。图像奇异值所体现的是图像内在特性而非视觉特性,它的稳定性非常好,在被施加一定程度的扰动或变形时,图像的奇异值不会有较大的变化。

## 3 基于 SVM-SVD 的数字水印算法

数字图像内部存在较强的局部相关性,图像经过离散小波变换后,小波域中的低频子带集中了图像的大部分能量,具有比其他子带更好的抗干扰性。当图像遭受常规图像处理和几何攻击以后,小波域中的尺度间局部自相似性和相关性变化幅度较小且趋于稳定<sup>[13]</sup>,而图像的局部相关性模型是非线性的,因此本算法用回归型支持向量机对 DWT 域低频子带尺度内的局部相关性进行训练进而建立模型,并根据模型对测试样本进行预测。预测结果与样本所对应的低频子带系数进行比较,按照两者的大小关系建立特征序列。将该序列与加密后的水印序列进行异或运算以产生特征水印序列。最后利用奇异值分解产生的奇异值具有较好的抗干扰性将特征水印序列自嵌入相应低频子带块的最大奇异值中,实现水印的嵌入。

### 3.1 数字水印嵌入

1) 水印图像置乱。为了使水印信息均匀地分散到宿主图像的各个部分,增强鲁棒性,算法首先采用 Arnold 变换将大小为  $N \times N$  的二值水印  $W$  进行置乱,加密为  $W_1$ 。

2) SVR 训练。利用一定尺度内的像素间的相似性及相关性构建 SVR 模型。原始宿主图像为 256 级灰度图像  $I$ ,大小为  $M \times M$ ,对  $I$  进行 2 层 DWT 小波变换,在密钥  $Key_1$  的控制下,随机地从低频子带中选取  $T$  个互不重叠的  $3 \times 3$  系数块,取每个系数块的中心位置系数  $\{CA2(h_i, l_i), i = 1, 2, \dots, T\}$  作为 SVR 训练的目标值。考虑到图像中的像素值与其相邻像素值之间具有相关性,同时图像块像素的平均值及均方差可以体现图像的结构信息,取目标值的直接相邻系数、间接相邻系数的平均值和均方差作为训练的特征向量,则 SVR 的训练样本为:

$$S_i = \{CA2(h_i, l_i), CA2(h_i - 1, l_i), CA2(h_i, l_i - 1), CA2(h_i, l_i + 1), CA2(h_i + 1, l_i), AVE_i, STD_i\}$$

其中,  $AVE_i$  为间接相邻点的平均值,  $STD_i$  为间接相邻点的均方差。

$$AVE_i = (CA2(h_i - 1, l_i - 1) + CA2(h_i - 1, l_i + 1) + CA2(h_i + 1, l_i - 1) + CA2(h_i + 1, l_i + 1)) / 4$$

$$STD_i = \text{std}([CA2(h_i - 1, l_i - 1), CA2(h_i - 1, l_i + 1), CA2(h_i + 1, l_i - 1), CA2(h_i + 1, l_i + 1)])$$

其中,  $std(\cdot)$  为间接相邻像素序列的均方差运算。利用  $S_i$  ( $i=1, 2, \dots, T$ ) 进行 SVR 训练构建 SVR 训练模型。

3) 样本预测与特征序列的生成。采用密钥  $Key_2$  从宿主图像的低频子带中随机地选取  $N \times N$  个互不相同的系数  $\{CA2(i, j), i=1, 2, \dots, N, j=1, 2, \dots, N\}$ , 以选中系数为中心的  $3 \times 3$  子块  $I_b$  进一步构造特征向量。  $\eta_k = \{CA2(i-1, j), CA2(i, j-1), CA2(i, j+1), CA2(i+1, j), AVE_k, STD_k\}$ ,  $AVE_k$  和  $STD_k$  分别为:  $AVE_k = (CA2(i-1, j-1) + CA2(i-1, j+1) + CA2(i+1, j-1) + CA2(i+1, j+1))/4$ ,  $STD_k = std([CA2(i-1, j-1), CA2(i-1, j+1), CA2(i+1, j-1), CA2(i+1, j+1)])$ ,  $k=1, 2, \dots, N \times N$ 。将  $\eta_k$  作为输入特征向量, 用步骤 2) 训练所得的 SVR 模型对其进行预测, 得到输出结果为  $\{CA2^*(i, j), i=1, 2, \dots, N, j=1, 2, \dots, N\}$ , 通过比较  $(i, j)$  位置的低频子带系数值  $CA2$  和预测结果  $CA2^*$  两者的大小关系, 按下列规则生成特征序列:

$$W_{svr}(i, j) = \begin{cases} 1, & CA2^*(i, j) \geq CA2(i, j) \\ 0, & CA2^*(i, j) < CA2(i, j) \end{cases} \quad (8)$$

将生成的特征序列  $W_{svr}$  与加密后的水印序列  $W_1$  进行异或, 生成特征水印序列  $W^*$ 。

$$W^*(i, j) = W_{svr}(i, j) \oplus W_1(i, j), i=1, 2, \dots, N, j=1, 2, \dots, N \quad (9)$$

4) 水印嵌入。步骤 3) 中随机选取的  $N \times N$  个互不相同的系数, 以每个系数为中心构造  $3 \times 3$  子块, 对每个子块进行奇异值变换, 将中心位置为  $(i, j)$  的子块的最大奇异值记为  $\lambda_{i,j}$ ,  $i=1, 2, \dots, N, j=1, 2, \dots, N$ , 将特征水印序列  $W^*$  以奇偶量化规则嵌入各个子块的最大奇异值, 奇偶量化规则如式 (10) 所示。

$$\lambda_{w,j} = \begin{cases} (\text{round}(\lambda_{i,j}/d) - 1/2) \times d, & \text{if } W^*(i, j) = 1 \\ (\text{round}(\lambda_{i,j}/d) + 1/2) \times d, & \text{if } W^*(i, j) = 0 \end{cases} \quad (10)$$

其中,  $\text{round}(\cdot)$  为四舍五入取整运算,  $d$  为量化步长。最后将修改后的奇异值矩阵进行逆 SVD 变换, 2 级离散小波反变换产生含水水印图像  $I_w$ 。

将步骤 2)、步骤 3) 中用到的密钥  $Key_1$ 、 $Key_2$  和量化步长  $d$  进行保存, 以便在提取水印时使用。

### 3.2 数字水印提取

对于待检测的含水水印图像  $I_w$ , 提取水印的步骤如下:

1) 首先对待检测的图像  $I_w$  进行 2 层 DWT 分解, 提取低频子带系数, 用与水印嵌入方法中的步骤 2) 相同的方式通过密钥  $Key_1$  随机选取  $T$  个训练样本进行 SVR 训练, 构建 SVR 模型。

2) 采用与水印嵌入方法的步骤 3) 相同的方式对通过密钥  $Key_2$  选取的  $N \times N$  个样本位置进行 SVR 预测, 得到预测结果为  $\{CA2^*(i, j), i=1, 2, \dots, N, j=1, 2, \dots, N\}$ 。

3) 通过比较位置  $(i, j)$  处的低频子带系数值  $CA2(i, j)$  和步骤 2) 中所得的预测输出值  $CA2^*(i, j)$  的大小关系, 按嵌入过程中所用的规则即式 (8) 生成特征序列  $W_1(i, j)$ 。

4) 以步骤 2) 随机选取的每个位置为中心, 构造  $3 \times 3$  子块, 对每个子块进行奇异值变换, 将中心位置为  $(i, j)$  的子块的最大奇异值记为  $\lambda'_{i,j}$ ,  $i=1, 2, \dots, N, j=1, 2, \dots, N$ , 利用式 (11) 提取水印特征序列。

$$W_2(i, j) = \begin{cases} 1, & \text{if } \text{mod}(\text{floor}(\lambda'_{i,j}/d), 2) = 1 \\ 0, & \text{if } \text{mod}(\text{floor}(\lambda'_{i,j}/d), 2) = 0 \end{cases} \quad (11)$$

其中,  $\text{mod}(\cdot)$  为模除运算,  $\text{floor}(\cdot)$  为向下取整运算,  $d$  为量化步长。

5) 将特征序列  $W_1$  与水印特征序列  $W_2$  按照式 (12) 进行异或运算, 得到水印  $W$ 。最后对  $W$  进行 Arnold 反变换即可得到原二值水印。

$$W(i, j) = W_1(i, j) \oplus W_2(i, j), i=1, 2, \dots, N, j=1, 2, \dots, N \quad (12)$$

本文水印算法的提取属于盲提取, 提取过程不需要原始的宿主图像和水印图像参与。

## 4 实验结果

本文选用  $512 \times 512$  标准灰度图像 Lena、Boat 和 Elaine 作为原始宿主图像 (如图 1 中的 (a)–(c) 所示),  $32 \times 32$  的二值图像作为水印图像 (如图 1 中的 (d) 所示)。支持向量机回归训练时选用 RBF 核函数, 训练样本数为 900, 奇偶量化过程中的量化步长  $d$  经过多次实验比较确定为 40。图 2 给出了嵌入水印后的图像, 本文采用峰值信噪比 PSNR 来评价水印嵌入后对图像的影响, Lena、Boat 和 Elaine 这 3 幅图在嵌入水印后, PSNR 分别是: 44.335, 44.513 和 43.921, 可见本文的算法具有较好的不可感知性。

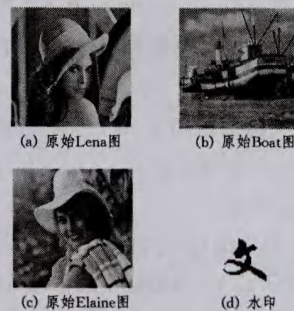


图 1 原始宿主图像与水印图像



图 2 含水水印图像

为了验证水印算法的鲁棒性, 本文用归一化相关值  $NC$  来判断提取的水印与原始水印的相似度。在无攻击情况下, 从图 2 的 3 幅图像中提取的水印, 其  $NC$  值分别为 0.9924, 0.9962, 0.9943, 水印如图 3 所示。  $NC$  值没有达到 1, 原因在于将特征水印序列以奇偶量化方式嵌入最大奇异值  $\lambda_{i,j}$  后对图像有一定的影响, 导致  $\lambda'_{i,j}$  和  $\lambda_{i,j}$  之间存在偏差, 使得提取的水印与原始水印未能达到完全一致, 但这样的影响相对较小, 对水印的提取与识别不会带来大的影响。



图 3 从含水水印图像中提取的水印图像

为了更好地验证算法的鲁棒性,本文采用了各种攻击方法对算法进行性能测试,并同基于 SVM 与特征提取的算法<sup>[12]</sup>、基于离散余弦变换和支持向量机水印算法<sup>[15]</sup>进行比

较。对标准灰度图像 Lena、Boat 和 Elaine 的常规图像攻击后,其相应的 NC 值见表 1,抗几何攻击与组合攻击的实验结果见表 2。

表 1 水印抗常规图像攻击实验结果

攻击类型	攻击参数	本文算法			文献[12]			文献[15]		
		Lena	Boat	Elaine	Lena	Boat	Elaine	Lena	Boat	Elaine
JPEG 压缩	30%	0.8638	0.9284	0.8780	0.8216	0.8674	0.8327	0.8557	0.9050	0.8466
	40%	0.9040	0.9409	0.9169	0.8653	0.8899	0.8741	0.8941	0.9018	0.8880
	50%	0.9238	0.9490	0.9265	0.9152	0.9211	0.9073	0.9176	0.9233	0.9018
高斯噪声	方差 0.0001	0.9144	0.9646	0.9499	0.9254	0.9437	0.9037	0.9434	0.9573	0.9327
椒盐噪声	密度 0.003	0.9291	0.9522	0.9426	0.9130	0.9291	0.9094	0.9190	0.9375	0.9151
中值滤波	模板[3,3]	0.9271	0.9277	0.9186	0.9062	0.9121	0.8964	0.9006	0.8802	0.8446
高斯低通滤波	模板[3,3], $\sigma=0.5$	0.9777	0.9917	0.9745	0.9326	0.9547	0.9311	0.9407	0.9456	0.9253
亮度增强	0.4	0.9487	0.9639	0.9394	0.6033	0.5995	0.6018	0.8897	0.8995	0.8799

表 2 水印抗几何攻击及组合攻击实验结果

攻击类型	攻击参数	本文算法			文献[12]			文献[15]		
		Lena	Boat	Elaine	Lena	Boat	Elaine	Lena	Boat	Elaine
缩放	1/2	0.8976	0.8563	0.8633	0.5427	0.5673	0.5485	0.7617	0.7754	0.7619
裁剪	1/4	0.9001	0.9452	0.9407	0.8594	0.8738	0.8697	0.8435	0.8636	0.8510
旋转	5°	0.7554	0.7122	0.7063	0.5421	0.5371	0.5214	0.6700	0.6602	0.6559
	15°	0.7528	0.7123	0.7186	0.5155	0.5327	0.5019	0.6636	0.6583	0.6498
裁剪+中值滤波	1/4,[3,3]	0.8616	0.8244	0.8270	0.6418	0.6537	0.6294	0.7776	0.7903	0.7696
JPEG+椒盐噪声	70%,0.003	0.8741	0.9317	0.9119	0.8629	0.9014	0.8715	0.9076	0.9117	0.8921

从表 1 和表 2 的实验结果可以看出,本文的水印算法在抵抗各种单一攻击包括 JPEG、噪声、滤波、亮度变化的常规类型的攻击,及缩放、裁剪、旋转等几何攻击方面,具有更好的鲁棒性,同时具备一定的抗组合攻击能力。

**结束语** 本文提出了一种基于支持向量机与奇异值分解的水印算法,利用支持向量机建立离散小波变换低频子带系数的相关性模型,根据预测结果与实际系数的大小关系产生特征序列,将特征序列与水印异或运算的结果,以奇偶量化方式嵌入最大奇异值中以实现自适应水印的嵌入。实验结果表明,本文所提出的算法不仅具有较好的不可见性,而且能够有效地抵抗图像的常规类型及几何类型的各种单一攻击,同时对组合攻击有一定的抵抗能力,具有较强的鲁棒性。本文所提出的算法在水印的提取过程中不需要原始宿主图像及水印图像的参与,实现盲提取,具有更广泛的应用价值。

### 参 考 文 献

[1] Jing Li, Li Shu-hong. Robust zero-watermarking scheme using local invariant key points[C]// Proc. Int. Conf. on Multimedia Systems & Signal Processing(MUSP). 2007;39-44

[2] Chang C C, Yu Lin-pei. Adaptive water mark mechanism for rightful ownership protection[J]. Journal of Systems and Software, 2008, 81(7): 1118-1129

[3] 房小兆, 张巍, 腾少华, 等. 基于 SIFT 特征区域的支持向量机数字水印方法[J]. 计算机工程与设计, 2011, 32(11): 3609-3612

[4] 陈海鹏, 秦俊, 申铨京, 等. 基于图像特征的鲁棒性数字水印算法[J]. 计算机科学, 2011, 38(5): 258-264

[5] 楼偶俊, 王相海, 王征旋. DWT 域抗几何攻击水印算法研究[J]. 计算机科学, 2009, 36(12): 251-256

[6] Dong Jia-li, Yin Guo-rui, Ping Zi-liang. Geometrically robust image watermarking based on Jacobi-Fourier moments[J]. Optoelectronics Letters, 2009, 5(5): 387-390

[7] Prasad R M, Koliwad S. A comprehensive survey of contemporary researches in watermarking for copy-right protection of digital images[J]. International Journal of Computer Science and Network Security, 2009, 9(4): 91-107

[8] Chang C C, Yu Lin-pei. Adaptive watermark mechanism for rightful ownership protection[J]. Journal of Systems and Software, 2008, 81(7): 1118-1129

[9] Leeh Y, Kimh H, Leeh K. Robust image watermarking using local invariant features [J]. Optical Engineering, 2006, 43(3): 1-10

[10] 李春花, 凌贺飞, 卢正鼎. 基于支持向量机的小波域自适应水印算法[J]. 华中科技大学学报: 自然科学版, 2007, 35(10): 32-34

[11] 王向阳, 徐紫涵. 一种基于 SVR 几何校正的数字水印检测算法[J]. 中国图象图形学报, 2009, 14(6): 1131-1135

[12] 王晓燕, 张能, 王永瑛. 基于 SVM 与特征提取的鲁棒性数字水印算法[J]. 青岛理工大学学报, 2010, 31(3): 82-87

[13] 吴一全, 张金矿, 吴诗娜, 等. 基于支持向量回归的 Contourlet 域盲水印算法[J]. 光子·激光, 2012, 23(2): 336-341

[14] Zhen Liu-rui, Tan Tie-niu. An SVD-based watermarking scheme for protecting rightful ownership[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2002, 4(1): 124-128

[15] 季秀兰. 基于离散余弦变换和支持向量机的数字图像水印算法[J]. 科技通报, 2012, 28(11): 153-156