

基于支持向量机的自适应图像水印技术

李春花 凌贺飞 卢正鼎
(华中科技大学计算机科学与技术学院 武汉 430074)
(li.chunhua@163.com)

Adaptive Spatial Domain Image Watermarking Based on Support Vector Machine

Li Chunhua, Ling Hefei, and Lu Zhengding
(College of Computer Science and Technology, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074)

Abstract An adaptive spatial domain image watermarking algorithm based on support vector machine (SVM) is proposed. Since there is very close similarity between SVM and human visual system (HVS) in self-learning, generalization and non-linear approximation, the watermark embedding locations and strength can be adaptively identified by applying SVM algorithm based on the HVS. In this scheme, a kind of unsupervisory machine learning method, named fuzzy c-mean clustering algorithm, is first used to label the pixels in a cover image. Then, only those pixels whose subjection-value exceed a given threshold are selected from each label to be the training sample set of SVM. Sequentially, an SVM based multi-classification model is established. According to this model, the watermark embedding locations are further optimized. Finally, a bit of the watermark is adaptively embedded by adjusting the corresponding pixel value, according to the image local correlation. The presented watermarking scheme can extract the watermark without the help of the original image. Experimental results show that the proposed adaptive scheme has both sound perceptual quality and high robustness to various signal processing such as lossy compression, noise addition, image enhancement, filtering, cropping, mosaic, blurring, and so on. The watermarking performance notably outperforms the similar algorithm.

Key words digital watermarking; support vector machine (SVM); support vector classification (SVC); fuzzy clustering; human visual system (HVS); image local correlation

摘 要 提出一种基于支持向量机的自适应图像空域水印嵌入算法。由于支持向量机与人眼视觉系统在自学习、泛化和非线性逼近等方面具有极大的相似性,算法利用支持向量机模拟人眼视觉特征,结合图像的局部相关特性,自适应地确定图像的最佳嵌入位置和嵌入强度。首先,利用无导师的模糊聚类分析方法对图像各像素进行初步的聚类,为有导师的支持向量机找到分类规则;然后,从各类别中选出隶属度超过一定阈值的像素作为支持向量机分类的训练样本集,建立支持向量机的分类模型,根据此模型对图像各像素再次分类,从而确定水印的最佳嵌入位置;最后结合图像自身的局部相关性,自适应地调整水印嵌入位置的像素值。该算法在提取水印时不需要原始载体图像。实验结果表明,此算法对多种图像处理均具有很好的稳健性和图像感知质量,其性能优于相关文献上的相近方法。

关键词 数字水印;支持向量机;支持向量分类;模糊聚类;人眼视觉系统;图像局部相关性
中图法分类号 TP391

近年来,数字水印技术被认为是解决数字图像版权保护和图像安全传递的重要手段,已成为一个非常热门的研究领域。为了有效地实现水印的版权保护功能,要求水印具有良好的鲁棒性,同时又不降

低原始载体的视觉特性,为此,一些学者提出了自适应的水印嵌入算法.其基本思想是:充分考虑原始载体的局部特征,使得水印的嵌入位置、嵌入强度、嵌入信息量随着图像载体的局部特征的变化而变化,最终得到不可见性和鲁棒性的一种最佳折中.如文献[1]在块方差越大的地方嵌入的水印强度越大,而方差一旦小于某个阈值就不嵌入水印.文献[2]利用分形维数分析图像块内容,根据图像块内部以及相邻图像块之间的方差特性,选出能够反映图像自身特征的边缘区、弱纹理区和强纹理区,然后将水印以不同的强度自适应地嵌入到所选特征块的DCT域中频系数中.而更多的学者,则是根据人眼的视觉感知特性,利用神经网络^[3]、模糊聚类分析^[4-5]、遗传算法^[6]等,找出图像中最佳的水印嵌入位置,然后结合图像的局部相关性,自适应地调整水印的嵌入强度,获得了较好的综合效果.

虽然上述方法最终均能不同程度地提高水印的性能,但普遍存在一些不足之处,如神经网络在训练过程中易产生过学习现象,且隐层节点数往往需要根据经验来确定,缺乏一种统一的数学理论.模糊聚类分析方法是待聚类的样本归属到隶属度最大的那个类中,因此,对于隶属度都较小的那些样本,其所属类的准确性值得进一步考究.遗传算法比较复杂,难以实用化.最重要的是上述算法是基于经验风险最小化原则来优化目标函数^[7],因此,获取的局部最优解不一定是全局最优解.

本文以图像水印为研究对象,结合HVS特性和图像局部相关性,提出一种基于支持向量机的自适应图像空域水印嵌入算法.由于支持向量机具有坚实的数学理论基础,而且它是在结构风险最小化原则的指导下凸优化目标函数^[8],因此具有优良的学习性能和模型泛化能力,这点与人眼视觉系统在学习、泛化和非线性逼近等方面具有极大的相似性.因此,本文利用支持向量机模拟人眼视觉特征,结合图像的局部相关特性,对载体图像像素进行分类,自适应地确定水印的最佳嵌入位置和嵌入强度.从理论上讲,本文方法不仅是可行的,而且其结果应该优于类似算法,后面的实验结果也验证了这一点.

1 支持向量机

支持向量机(support vector machine, SVM)是在统计学习理论的基础上发展而来的一种基于结构风险最小化(structure risk minimize, SRM)原理的

学习方法^[8].SRM旨在对经验风险和置信范围这两项最小化风险泛函,在SVM中,SRM体现为寻找一个超平面,它将正例训练样本和反例以最大的间隙分开,从而使SVM模型具有较好的泛化性能.

对于给定训练样本集, (x_i, y_i) , $i=1, 2, \dots, l$, $x_i \in \mathbf{R}^n$, $y_i = \pm 1$, 变换 $\phi: x \rightarrow z$ 将样本从输入空间映射到特征空间.设计基于SVM的二分类器,就是在 \mathbf{Z} 中寻找一定意义下的最优超平面.

$$\langle w, \phi(x) \rangle + b = 0. \quad (1)$$

具体来说,当样本集在 \mathbf{Z} 中线性可分时, $\phi(x) = x$, 使分类间隔最大,即求解:

$$\min_{w, b} \frac{1}{2} \|w\|^2, \quad (2)$$

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

当样本集在 \mathbf{Z} 中线性不可分时,定义一个核函数 $K(x_i, x_j)$, K 对应特征空间 \mathbf{Z} 中的内积,即 $\langle \phi(x_i), \phi(x_j) \rangle = K(x_i, x_j)$. 使分类间隔和分类错误达到某种程度的折中,即求解:

$$\min_{w, b, \xi} \left[\frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^l \xi_i \right], \quad (3)$$

$$\text{s.t. } y_i(\langle w, \phi(x_i) \rangle + b) \geq 1 - \xi_i, \\ \xi_i \geq 0, \quad i = 1, 2, \dots, l,$$

式(3)中,第1项定义了模型复杂度;第2项表示训练误差,用松弛变量 ξ_i 表示; $C > 0$ 是一个自定义的惩罚因子,实现训练误差与算法复杂度之间的折中.

这个优化问题是一个凸二次规划问题,它的Whole对偶形式如下:

$$\max_{\alpha} W(\alpha) = \sum_{i=1}^l \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i, x_j), \\ \text{s.t. } \sum_{i=1}^l y_i \alpha_i = 0 \text{ 且 } 0 \leq \alpha_i \leq C. \quad (4)$$

最优解 α^* 决定了最优超平面的系数:

$$W^* = \sum_{i=1}^l \alpha_i^* y_i \phi(x_i). \quad (5)$$

将 w^* 代入式(1)即可得到SVM的决策超平面,其中偏差 b 由非上界的支持向量(unbounded support vector)解得: $b = y_{\text{usv}} - \langle w, \phi(x_{\text{usv}}) \rangle$.

$$y = \text{sgn} \left[\sum_{i=1}^l \alpha_i^* y_i K(x_1, x) + b \right]. \quad (6)$$

SVM最基本的理论是针对二分类问题,然而在实际应用中必须要解决多类问题,因此需要将SVM进行改进和推广.目前有许多解决多分类问题的SVM算法,如一对一方法(one against one)^[9]和 k -类SVM方法^[10].本文选用一对多分类方法,该算

法对于 k 类问题,共构造 $k(k-1)/2$ 个分类器,运用投票策略来确定新样本所属的类比较容易实现.

2 基于支持向量机的自适应图像水印技术

对于载体图像哪些位置嵌入水印综合效果最好,哪些只是视觉效果较好,哪些只是稳健性较好,哪些位置根本就不适合嵌入水印,事先我们很难确定这个分类规则.但支持向量机分类是一个有监督的机器学习过程,为此,我们借助了模糊聚类分析方法,首先通过无监督的模糊聚类为有监督的 SVC 分类找到分类依据.图 1 给出了本文提出的基于支持向量机的自适应空域图像水印嵌入过程:

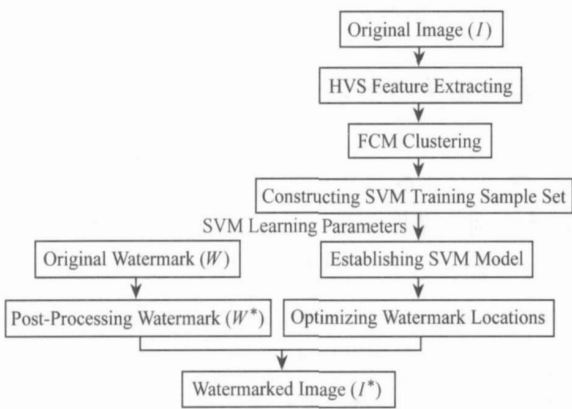


Fig. 1 Process of adaptive watermarking embedding.
图 1 基于 SVM 的自适应图像水印嵌入过程

首先,根据图像的局部相关性,结合人眼视觉系统特征,利用模糊聚类分析方法对图像各像素自动地进行初步聚类,找到分类属性值;然后,从各聚类类别中选取隶属度超过一定阈值的像素作为支持向量机分类的训练样本集,建立支持向量机的分类模型;根据此模型对图像各像素再次分类,优化出水印的最佳嵌入位置;最后利用图像自身的局部相关性,自适应地调整水印嵌入位置的像素值.

2.1 基于模糊聚类分析的 SVC 模型的建立

为了能够对图像像素进行聚类分析,我们首先要描述图像像素点的特征.同许多文献一样,本文也将选择信息熵 (E) 、亮度 (L) 、对比度 (C) 以及纹理 (T) 来度量图像像素点的特征,这 4 个特征元素的计算公式参见文献[4].因此,对于聚类像素点其特征向量为: $\mathbf{X} = (X_E, X_L, X_C, X_T)$,从图像中随机选取一些像素点,用这些像素点的特征向量构成聚类样本集,然后采用 C -均值模糊聚类分析方法(FCM)进行聚类[7].

由文献[7]可知,FCM 算法在聚类过程中只是保证训练样本与聚类中心的距离最小,而没有考虑整个模型的复杂度,因此,它是一种基于经验风险最小化原则的学习方法.统计学习理论指出[8],在有限样本的情况下,经验风险最小化并不能保证实际风险最小,尤其对于隶属度都不高的那些像素点,聚类结果的可靠性更值得进一步考究.而基于结构风险最小化原理的学习方法——支持向量机,由于同时最小化经验风险和模型复杂度(见式(3)),从而保证了有限样本情况下获取的局部最优解也是全局最优解,因而能够保证模型的最佳推广能力.

为提高分类的准确性,以获取最优的水印嵌入位置和嵌入强度,本文使用支持向量机对模糊聚类的结果进行再学习.步骤如下:

1) 确定 SVC 训练样本集.根据最优聚类矩阵,从各聚类类别中选取隶属度超过一定阈值的像素点的特征向量作为训练支持向量机的输入样本集 S ,对应的类别作为支持向量机的目标输出,从而获取 SVC 的训练样本集 S .本文的阈值取 $T_\mu = 0.96$.

$$S = \{(\mathbf{x}_i, j) \mid \mu_{i,j} > T_\mu, j = 1, 2, \dots, k\}, \quad (7)$$
其中, k 为聚类个数, \mathbf{x}_i 是对第 j 类的隶属度 $\mu_{i,j} > T_\mu$ 的第 i 个样本,即支持向量机的输入向量, j 为支持向量机的目标输出.

2) 建立 SVC 模型.根据文献[11],选择合适的支持向量机核函数和学习参数,运用 SVC 算法确定最优 Lagrange 乘子 α^* 和偏差 b ,建立图像像素点的分类模型,如式(8)所示:

$$y = f(\mathbf{x}) \mid_{\alpha^*, b}, \quad (8)$$

其中, $y = 1, 2, \dots, k$ (k 为分类个数).这样,根据式(8)就可以预测新输入的数据 \mathbf{x} 所属的类.

2.2 基于 SVM 的自适应水印嵌入与提取

设原始载体图像为 256 级灰度图像 \mathbf{I} ,数字水印为二值标志图像 \mathbf{W} . $\mathbf{I} = \{h_{ij} \mid 1 \leq i \leq M, 1 \leq j \leq N\}$, $\mathbf{W} = \{w_{ij} \mid 1 \leq i \leq P, 1 \leq j \leq Q\}$,其中, h_{ij} 和 w_{ij} 分别代表原始载体图像和水印图像的第 i 行第 j 列像素值.

2.2.1 水印图像的预处理

为消除二值水印图像的像素空间相关性,提高水印的鲁棒性,本文首先采用了 Arnold 变换对二值水印图像进行置乱变换,然后将置乱后的水印图像按照列的顺序排成一维向量.本文置乱周期为 15.预嵌入的水印系列 \mathbf{W}^* 为

$$\mathbf{W}^* = \{w_i^* \mid i = 1, 2, \dots, P \times Q; w_i^* \in \{0, 1\}\}.$$

2.2.2 水印嵌入位置的自适应确定

本文的目标是获取图像感知质量和鲁棒性都很好的水印系统. 根据此目标, 我们将整个图像的像素点划分为 3 个类别: 第 1 类(即 c_1 类)为嵌入水印后感知质量好, 但鲁棒性差(类似于边缘区); 第 2 类(即 c_2 类)为鲁棒性好, 但感知质量差(类似于平滑区); 第 3 类(即 c_3 类)为鲁棒性和感知效果都较好, 也是我们要搜索的类.

搜索算法描述如下:

1) 从载体图像中随机地选取像素点 h_{ij} , 判断此像素点是否为已选嵌入位置的 3×3 邻域像素点(使嵌入位置的 3×3 邻域互不重叠), 若否, 转 2), 否则重新选取像素点;

2) 计算像素点的特征向量 \mathbf{x} ;

3) 根据式(8), 计算 \mathbf{x} 的输出 y , 即像素点 h_{ij} 所属的类别;

4) 若 $y \in c_3$, 则 $N = N + 1$ (N 为已选的嵌入水印的位置个数), 并记录当前像素点的位置 $O(N, 1) = i, O(N, 2) = j$;

5) 若 $N < P \times Q$, 则转 1), 否则结束搜索.

2.2.3 数字水印的自适应嵌入

自适应水印嵌入算法的基本思想是: 根据水印嵌入位置的抗压缩特性和视觉感知特性, 动态调整该位置的嵌入强度. 若嵌入的水印为 1, 则调整嵌入位置的灰度值, 使其尽可能大于邻域像素的灰度均值; 否则相反. 算法描述如下:

for $p = 1$ to $P \times Q$

$i = O(N, 1), j = O(N, 2)$; % 获取嵌入位置

if $W_p^* = 1$

$$h'_{ij} = \max(h_{ij}, \bar{h}_{ij} + a_{ij}) \quad (10)$$

else

$$h'_{ij} = \min(h_{ij}, \bar{h}_{ij} - a_{ij}) \quad (11)$$

end if

end for

其中, \bar{h}_{ij} 为以 (i, j) 为中心的 3×3 邻域像素点的灰度均值. a_{ij} 为 (i, j) 位置的自适应调整因子, 在确定其值时, 我们既考虑了该位置的抗压缩因子 E , 也考虑了视觉感知因子 T , 其定义如下:

$$a_{ij} = a_e \times \Delta E_{ij} + a_t \times \Delta T_{ij},$$

$$\Delta E_{ij} = \frac{E_{ij} - E_{\min}}{E_{\max} - E_{\min}}, \quad (12)$$

$$\Delta T_{ij} = \frac{T_{ij} - T_{\min}}{T_{\max} - T_{\min}},$$

其中, E, T 的含义同前, $a_e, a_t > 0$ 为调整因子, 根据实验确定.

2.2.4 数字水印的提取

假设待检测图像为 \tilde{I} , 根据水印嵌入位置计算其 3×3 邻域灰度均值 \tilde{h}_{ij} , 按照与嵌入水印时的逆过程即可恢复出置乱变换后的水印 \tilde{w}_i^* , 即

$$\tilde{w}_i^* = \begin{cases} 1, & \text{if } \tilde{h}_{ij} > \bar{h}_{ij}, \\ 0, & \text{else.} \end{cases} \quad (13)$$

然后, 对所提取的一维二进制序列 \tilde{W}^* 进行升维与逆置乱变换, 便可得到置乱变换前的二值水印图像 \tilde{W} , $\tilde{W} = \{\tilde{w}_{ij} | 1 \leq i \leq P, 1 \leq j \leq Q\}$.

3 实验结果与抗攻击分析

为了验证本文所提出的水印嵌入算法的高效性, 本文对大量图像进行了实验, 均获得了满意的结果. 下面给出 3 种纹理不同的 $512 \times 512 \times 256$ 标准灰度图像 Lena, Baboon 和 Girl 的实验结果, 并与相似算法^[4]进行了对比. 水印采用自定义的 64×64 大小的二值标志图像, 实验平台采用 Matlab 7.1, 攻击软件主要采用 Photoshop 7.0. 实验中的相关参数

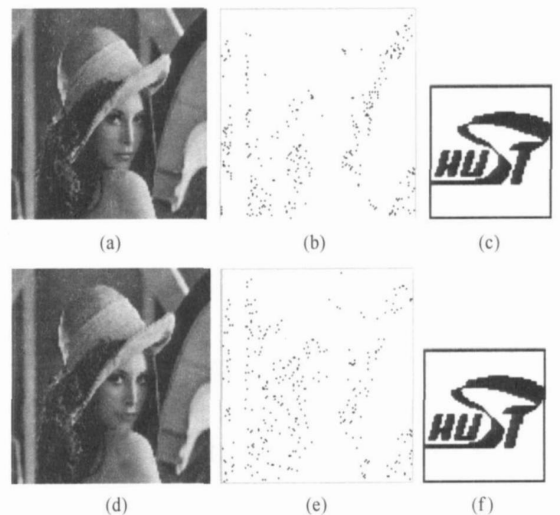


Fig. 2 Watermark embedding and extracting. (a) Original image; (b) Locations using SVC; (c) Original watermark; (d) Watermarked image; (e) Locations using FCM; and (f) Extracted watermark.

图 2 水印的嵌入与提取. (a) 原始载体图像; (b) SVC 方法选取的嵌入位置; (c) 原始水印; (d) 含水印的图像; (e) FCM 方法选取的嵌入位置; (f) 提取的水印

在文中相关部分已经交代,这里不再重复.

图 2 显示了水印嵌入前后的载体图像和水印图像,以及采用 FCM 方法和 SVC 方法选取的水印嵌入位置. 由图可知,采用 SVC 方法选取的水印嵌入位置能够更好的发挥人眼视觉系统的感知特性,能够完全正确地提取出水印图案,且嵌入水印后的图像视觉效果较好,其 $PSNR$ 为 37.556dB.

表 1 列出了 3 种图像在水印嵌入前后的峰值信噪比 $PSNR$, 并给出了提取水印与原始水印之间的相似性系数 NC . 与采用 FCM 算法的文献[4]相比,本文算法在保证鲁棒性的同时,具有较好的视觉效果.

| Table 1 The Values of $PSNR$ and NC | | | | |
|---------------------------------------|------------|------|------------------------------|-------|
| 表 1 水印嵌入前后图像间的 $PSNR$ 和 NC | | | | |
| Image | Our Method | | Wang's Method ^[4] | |
| | $PSNR$ | NC | $PSNR$ | NC |
| Lena | 37.556 | 1.00 | 37.012 | 1.000 |
| Baboon | 35.356 | 1.00 | 34.587 | 1.000 |
| Girl | 37.374 | 1.00 | 36.985 | 1.000 |

3.1 抗 JPEG 压缩性能测试

图 3 显示了对含水印的 Lena 图像进行不同程度的压缩后提取的水印. 由图可知,本文的水印嵌

入算法虽然是在空域上进行的,但具有很强的抵抗 JPEG 压缩能力,当压缩因子高于 85%时,均可完全正确地提取出水印;即使压缩因子降到 30%,依然能够较清晰地识别提取的水印.

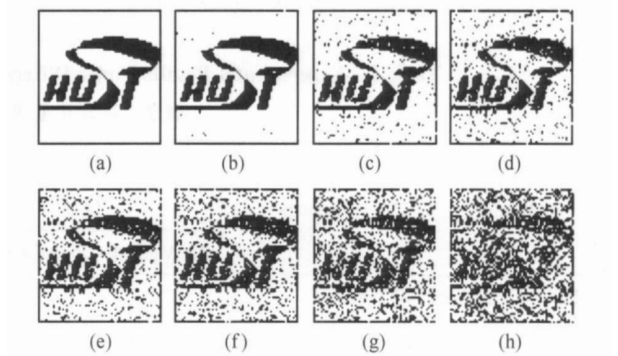


Fig. 3 The extracted watermark from different compression factor. (a) $Q=85$; (b) $Q=80$; (c) $Q=70$; (d) $Q=60$; (e) $Q=50$; (f) $Q=40$; (g) $Q=30$; and (h) $Q=20$.

图 3 不同压缩因子下提取的水印. (a) $Q=85$; (b) $Q=80$; (c) $Q=70$; (d) $Q=60$; (e) $Q=50$; (f) $Q=40$; (g) $Q=30$; (h) $Q=20$

图 4 给出了本文和文献[4]两种算法下 3 种图像的 NC 值随着 JPEG 压缩因子的变化曲线. 由图 4 可知,本文算法抵抗压缩的性能明显高于相似算法.

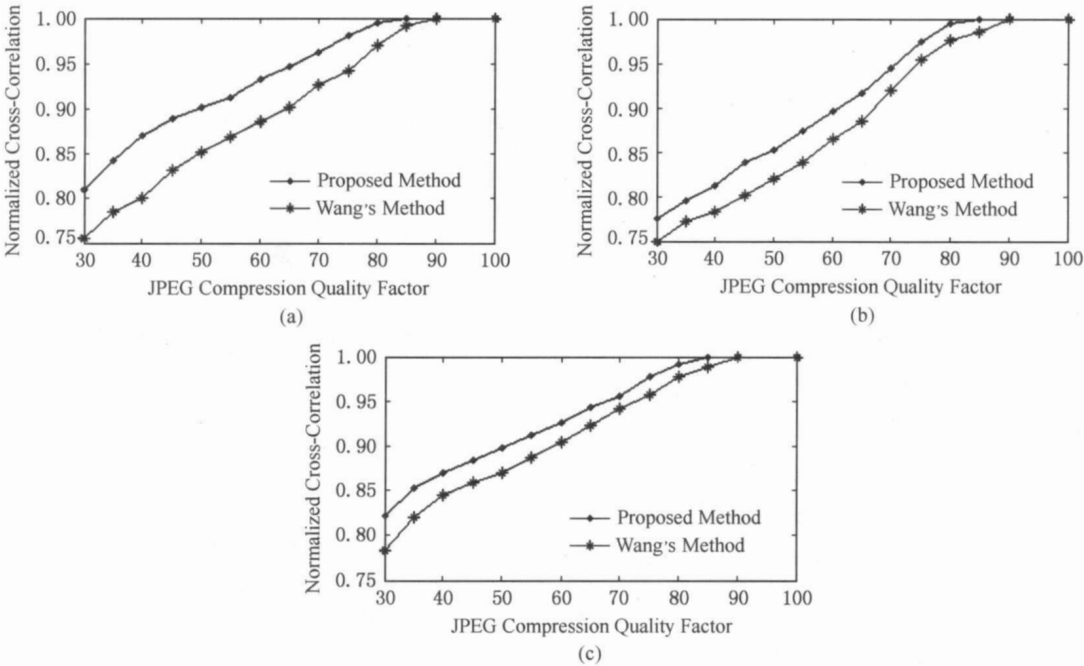


Fig. 4 Varying curve of NC with the JPEG compression factors. (a) Lena; (b) Baboon; and (c) Girl

图 4 NC 随 JPEG 压缩品质的变化曲线. (a) Lena; (b) Baboon; (c) Girl

3.2 抗其他攻击性能测试

表 2 给出了本文算法与文献[4]对常见的图像处理与攻击的抵抗能力. 从表 2 可知, 本文提出的方法对一系列图像处理均具有很好的鲁棒性. 尤其对图像增强的抵抗能力极强, 能够 100%地提取出

水印; 对其他常见的攻击抵抗能力也很强, 提取的水印与原始水印之间的相似度都很高. 此外, 对于缩放和切变等几何处理, 本文方法也具有很好的抵抗能力, 均能完全正确地提取水印图案.

Table 2 Experimental Results Under Different Attacks Using Our Method and Wang's Method
表 2 对常见图像处理和攻击的抵抗能力

| Attacks | Parameters | Normalized Cross-Correlation (NC) | | | | | |
|-------------------|--------------------|-------------------------------------|---------------|------------|---------------|------------|---------------|
| | | Lena | | Baboon | | Girl | |
| | | Our Method | Wang's Method | Our Method | Wang's Method | Our Method | Wang's Method |
| JPEG Compression | QF=85% | 1 | 0.991 | 1 | 0.985 | 1 | 0.989 |
| | QF=75% | 0.980 | 0.942 | 0.974 | 0.954 | 0.977 | 0.957 |
| Noise Addition | Gaussian(5%) | 0.980 | 0.959 | 0.979 | 0.965 | 0.981 | 0.966 |
| | Uniform(10%) | 0.961 | 0.925 | 0.967 | 0.924 | 0.959 | 0.962 |
| | Salt & Pepper(4%) | 0.947 | 0.942 | 0.980 | 0.965 | 0.971 | 0.964 |
| | Speckle(4%) | 0.961 | 0.901 | 0.852 | 0.827 | 0.918 | 0.844 |
| Image Enhancement | Luminance(+100%) | 1 | 0.998 | 1 | 0.991 | 1 | 0.965 |
| | Contrast(+50%) | 1 | 0.985 | 1 | 0.998 | 0.992 | 0.964 |
| | Sharpening twice | 1 | 0.998 | 1 | 0.998 | 1 | 0.966 |
| Filtering | Low-pass filtering | 1 | 0.976 | 1 | 0.998 | 1 | 0.995 |
| | Median filtering | 0.714 | 0.707 | 0.725 | 0.726 | 0.746 | 0.766 |
| Geometry Shearing | 50% | 0.960 | 0.938 | 0.930 | 0.917 | 0.959 | 0.914 |
| | 25% | 0.985 | 0.970 | 0.978 | 0.925 | 0.980 | 0.936 |
| Mosaic | 2×2 | 0.937 | 0.887 | 0.724 | 0.670 | 0.970 | 0.887 |
| | 3×3 | 0.928 | 0.867 | 0.720 | 0.666 | 0.964 | 0.868 |
| Blurring | r=0.5 | 1 | 0.974 | 0.923 | 0.870 | 0.996 | 0.964 |

4 结束语

支持向量机作为一种在有限样本的情况下具有良好的学习性能和泛化性能的机器学习方法, 已经成功地被用于人脸识别、网络入侵检测、网页识别等许多领域. 支持向量机也被逐渐引入数字水印领域, 在图像水印和音频水印的嵌入和检测方面取得了可喜的成绩^[12-13]. 本文在以前工作的基础上^[11-12]进一步研究了支持向量机在优化数字水印嵌入位置方面的工作, 提出了基于支持向量机的自适应数字图像水印的工作原理和算法. 大量的实验结果表明, 本文方法优于文献上的类似算法, 不仅具有空域水印算法的水印容量大、嵌入算法简单、易于实现等优点, 而且具有变换域水印算法的感知效果好、抗压缩性能强、对多种图像处理的稳健性好等优点. 我们将进一步利用支持向量机的优良特性, 研

究它在数字水印、网络安全等领域中的更为广泛的应用.

参 考 文 献

[1] A Nikolaidis, I Pitas. Region-based image watermarking [J]. IEEE Trans on Image Processing, 2001, 10(11): 1726-1740

[2] Ni Rongrong, Ruan Qiuli. An adaptive watermarking based on iteration mapping and image content [J]. Journal of China Institute of Communications, 2004, 25(5): 183-189 (in Chinese) (倪蓉蓉, 阮秋琦. 一种基于迭代映射和图像内容的自适应水印算法[J]. 通信学报, 2004, 25(5): 183-189)

[3] D C Lou, J L Liu, M C Hu. Adaptive digital watermarking using neural network technique [J]. Proceeding of the IEEE, 2003, 37(10): 325-332

[4] Wang Xiangyang, Yang Hongyin, Zhao Hong, et al. Adaptive spatial domain watermarking algorithm based on fuzzy cluster analysis [J]. Min-Micro System, 2005, 26(7): 1255-1259 (in Chinese)

- (王向阳, 杨红颖, 赵红, 等. 基于模糊聚类分析的自适应图像空间域水印技术[J]. 小型微型计算机系统, 2005, 26(7): 1255—1259)
- [5] C H Chang, Z Ye, M Y Zhang. Fuzzy-ART based adaptive digital watermarking scheme [J]. IEEE Trans on Circuits and System for Video Technology, 2005, 15(1): 65—81
- [6] C S Shieh, H C Huang, F H Wang, *et al.* Genetic watermarking based on transform domain technique [J]. Pattern Recognition, 2004, 37(3): 555—565
- [7] Shi Zhongzhi. Knowledge Discovery [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2002 (in Chinese)
(史忠植. 知识发现[M]. 北京: 清华大学出版社, 2002)
- [8] V N Vapnik. The Nature of Statistical Learning Theory [M]. Translated by Zhang Xuegong. Beijing: Tsinghua University Press, 2000 (in Chinese)
([美]V N Vapnik. 统计学习理论的本质[M]. 张学工, 译. 北京: 清华大学出版社, 2000)
- [9] R Collobert, S Bengio. SVMToolbox: A support vector machine for large scale regression and classification problems [J]. Journal of Machine Learning Research, 2001, 1: 143—160
- [10] J Erin, P Kristin, *et al.* Multicategory classification by support vector machine [J]. Computational Optimization and Applications, 1999, 12: 53—59
- [11] C H Li, Z D Lu, K Zhou. SVR-parameters selection for image watermarking [C]. The 17th IEEE Int'l Conf on Tools with Artificial Intelligence, Hong Kong, 2005
- [12] C H Li, Z D Lu, K Zhou. An image watermarking technology based on support vector regression [C]. The Int'l Symp on Communications and Information Technologies, Beijing, 2005

- [13] Wang Jian, Lin Fuzong. Digital audio watermarking based on support vector machine (SVM) [J]. Journal of Computer Research and Development, 2005, 42(9): 1605—1611 (in Chinese)

(王剑, 林福宗. 基于支持向量机(SVM)的数字音频水印[J]. 计算机研究与发展, 2005, 42(9): 1605—1611)



Li Chunhua, born in 1971. Ph. D. in Huazhong University of Science and Technology. Her main research interests include information security.

李春花, 1971 年生, 博士, 主要研究方向为信息安全。



Ling Hefei, born in 1976. Ph. D. and associate professor in Huazhong University of Science and Technology. IEEE member. Member of CCF. His main research interests include watermarking, image processing.

凌贺飞, 1976 年生, 博士, 副教授, IEEE 会员, 中国计算机学会会员, 主要研究方向为数字水印、信息隐藏、图像处理。



Lu Zhengding, born in 1944. Professor of and Ph. D. supervisor in Huazhong University of Science and Technology. His main research interests include information system, artificial intelligence, *etc.*

卢正鼎, 1944 年生, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为信息系统、人工智能等。

Research Background

Digital watermarking has become a very active research area in the field of multimedia security. In order to gain the sound robustness and good invisibility, some researchers introduce a novel watermarking scheme, i.e., adaptive watermarking, which varies the watermark embedding locations, strength and volume according to the local feature of the cover image. At present, most of the researchers use the neural network to classify the pixels or coefficients in the spatial or transformation domain, and then to embed the watermark into the optimized area. However, the fatal weakness of the traditional learning methods is that they can't ensure that the local optimization is also the whole optimization because they are based on the principle of experiential risk minimization. SVM is a kind of new machine learning method which is based on the principle of structural risk minimization, and thereby can resolve the shortcomings of neural network. In this paper, we propose an adaptive spatial domain watermarking, which makes full use of the similarity of SVM and HVS in self-learning, generalization and non-linear approximation. The watermark embedding locations and strength can be adaptively identified with SVM multi-classification algorithm. Experimental results show that the proposed scheme has both sound invisibility and high robustness to various signal processing. The watermarking performance notably surpasses that of the similar algorithm. Our work is supported by the National Natural Science Foundation of China (60502024), the Natural Science Foundation of Hubei Province (2005ABA267), and partially supported by the National 973 Project (004CB318201).