

基于极限学习机和离散小波变换的视频水印算法

王运兰

引用本文:

王运兰. 基于极限学习机和离散小波变换的视频水印算法[J]. 液晶与显示, 2020, 35(2): 180–188.

WANG Yun-lan. Video watermarking algorithm based on extreme learning machine and discrete wavelet transform[J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2020, 35(2): 180–188.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.3788/YJYXS20203502.0180>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于伪随机的图像水印算法

Image watermarking algorithms based on pseudo-random method

液晶与显示. 2020, 35(3): 287–291 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20203503.0287>

基于计算全息的强鲁棒性自适应水印算法

Adaptive watermarking algorithm based on CGH with strong robustness

液晶与显示. 2015, 30(1): 170–179 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20153001.0170>

基于人眼对比敏感视觉特性的彩色图像盲水印算法

Blind watermarking algorithm for colour image based on human visual contrast sensitivity characteristics

液晶与显示. 2017, 32(8): 642–649 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20173208.0642>

基于视觉特性和纹理特征的图像水印算法研究

Image watermarking algorithm based on the visual characteristics and the texture features

液晶与显示. 2018, 33(6): 511–519 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20183306.0511>

基于变换域中的自适应纹理图像检索

Adaptive texture image retrieval based on transform domain

液晶与显示. 2020, 35(3): 281–286 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20203503.0281>

文章编号:1007-2780(2020)02-0180-09

基于极限学习机和离散小波变换的视频水印算法

王运兰*

(义乌工商职业技术学院 机电信息学院, 浙江 义乌 322000)

摘要:本文设计了一种基于极限学习机算法的离散小波变换域视频水印添加方法,该方法包括水印嵌入和水印提取两个部分。在水印嵌入环节,首先使用场景切换检测算法实现非重叠帧提取,然后对非重叠帧的亮度分量进行 5 级离散小波变换提取第 5 级低频子带系数矩阵,通过系数矩阵构建训练数据集并通过极限学习机进行回归训练,回归模型的输出矢量与水印子块对系数矩阵进行修正,最后通过逆小波变换得到嵌入水印的视频帧序列。在水印提取环节,对嵌入水印的视频帧序列与原始视频帧序列的亮度分量分别进行 5 级离散小波变换,通过提取两个低频子带系数矩阵的差异部分来得到水印子块,将所有的子块重组便可得到完整水印。一系列实验显示,本方法在多个指标下表现良好,对多种攻击均具有鲁棒性。

关键词:视频水印;极限学习机;离散小波变换

中图分类号:TP394.1;TH691.9 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/YJYXS20203502.0180

Video watermarking algorithm based on extreme learning machine and discrete wavelet transform

WANG Yun-lan*

(School of Electro-mechanical and Information Technology,
Yiwu Industrial & Commercial College, Yiwu 322000, China)

Abstract: A discrete wavelet transform domain video watermarking approach based on extreme learning machine algorithm is designed. The approach includes watermark embedding and watermark extraction. In the watermark embedding process, the scene switching detection algorithm is used to realize non-overlapping frame extraction, and then the fifth-order discrete wavelet transform is applied to the luminance component of the non-overlapping frame to extract the fifth-order low-frequency sub-band coefficient matrix. The training data set is constructed by the coefficient matrix and the regression training is performed by the extreme learning machine. The output vector of the regression model and the watermark sub-block are used to correct the coefficient matrix. Finally, the sequence of video frames embedded in watermark is obtained by inverse discrete wavelet transform. In the watermark extraction process, a 5-level discrete wavelet transform is performed on the luminance component of

收稿日期:2019-07-10;修订日期:2019-09-20.

基金项目:2019 年度义乌工商职业技术学院科研项目(No.2019JD502-02)

Supported by Scientific Research Project of Yiwu Industrial & Commercial College in 2019 (No. 2019JD502-02)

* 通信联系人, E-mail: wangyunlan0710@126.com

the watermarked video frame sequence and the luminance component of the original video frame sequence, respectively. The watermark sub-block is obtained by extracting the difference portion of the two low-frequency sub-band coefficient matrices. A complete watermark can be obtained by reorganizing all the sub-blocks. A series of experiments show that the proposed approach is robust and extremely efficient.

Key words: video watermarking; extreme learning machine; discrete wavelet transform

1 引言

随着视频内容在互联网上的广泛传播,与其相关的版权保护技术的重要性日益突出。视频内容的数字水印技术是近十多年来发展起来的一项重要技术。通过数字水印技术,使用者可以标识视频内容的创作者并证实视频内容的所有权,还可以对视频内容的非法传播进行快速追踪。视频内容的数字水印技术属于多学科交叉,涉及到数字多媒体技术、现代密码学与编码技术、信号处理等学科^[1-5]。

从 Hartung 等^[6]首次提出视频水印技术以来,世界各国的相关研究人员提出了许多视频水印添加方法。按照对抗篡改能力的强弱,现有的视频水印方法可分为鲁棒性方法^[7-9]、脆弱^[10-11]和半脆弱^[12-14]方法3种。鲁棒性水印方法一般用于版权保护、侵权溯源等方面。而脆弱性和半脆弱性水印技术一般用于视频内容的完整性检验。脆弱性水印技术对于视频数据的改动高度敏感,因此包含脆弱水印的视频内容不允许有任何非法修改。而半脆弱水印一方面允许对视频的常规处理,例如压缩,另一方面又能保留对视频内容恶意篡改的高度敏感性。

由于视频内容包含数量庞大的图像帧,为了不影响视频收发和播放的速率,水印的嵌入和提取过程必须足够高效。除此之外,在不损失原始信号的视觉可感知质量的前提下,嵌入的水印对常见的信号处理攻击具有鲁棒性也是必需的。但鲁棒性和高的执行效率往往相互矛盾,现有算法并未很好地解决此矛盾。考虑到极限学习机算法的超高训练效率和非线性映射特性,本文设计了一种基于极限学习机算法的离散小波变换域视频水印添加方法并将其应用到未压缩的 AVI 视频序列中,利用极限学习机算法的快速收敛特性和对输入数据的高度非线性映射能力,对水印进行

调制后再添加到原始的视频帧序列中,显著提升了水印的安全性。首先,在水印嵌入环节,场景切换检测算法被用于提取非重叠帧,然后对非重叠帧的亮度分量进行5级离散小波变换,提取第5级低频子带系数矩阵 LL5,以系数矩阵的每行作为一个样本并以行均值作为标签构建训练数据集,通过极限学习机进行回归训练,回归模型的输出矢量与水印子块对系数矩阵通过预定义公式进行修正,最后通过逆小波变换得到嵌入水印的视频帧序列。在水印提取环节,对嵌入水印的视频帧序列与原始视频帧序列的亮度分量分别进行5级离散小波变换,通过提取两个 LL5 子带系数矩阵的差异部分来得到水印子块,所有的子块重组便可得到完整水印。在实验中,该方法将作为水印的二进制图像成功嵌入到了未压缩的 AVI 视频序列中。虽然本方法的水印嵌入和提取帧均时间稍长,但在峰值信噪比(Peak signal to noise ratio, PSNR)、归一化系数(Normalized correlation, NC)、位误差率(Bit error rate, BER)等指标的测试中本方法表现出了优良的性能。同时本方法在缩放攻击、压缩攻击、噪声攻击、平均攻击、掉帧攻击的测试下依然表现良好。

2 极限学习机算法(ELM)

单隐含层前馈神经网络以其优良的学习能力而广泛应用于多个领域,但传统的训练算法存在的诸如训练速度慢、容易陷入局部极小等缺点限制了其进一步的发展。极限学习机算法随机产生输入层与隐含层间的连接权值及隐含层神经元的偏置,且在训练过程中无需调整,只需人为设置隐含层的神经元个数,便可以获得唯一最优解。与 BP 算法等传统算法相比,该方法的学习速度更快、泛化性能更好。

给定一个单隐含层前馈神经网络,其输入层神经元数目为 n ,隐含层神经元数目为 L ,输出层

神经元数目为 m 。输入层和隐含层之间的权重矩阵为 $\mathbf{W}$ ：

$$\mathbf{W} = \begin{bmatrix} \mathbf{w}_1^T \\ \mathbf{w}_2^T \\ \vdots \\ \mathbf{w}_L^T \end{bmatrix}_{L \times n} = \begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} & \cdots & w_{1n} \\ w_{21} & w_{22} & \cdots & w_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{L1} & w_{L2} & \cdots & w_{Ln} \end{bmatrix}, \quad (1)$$

隐含层与输出层之间的权重矩阵为 $\boldsymbol{\beta}$ ：

$$\boldsymbol{\beta} = \begin{bmatrix} \beta_1^T \\ \beta_2^T \\ \vdots \\ \beta_L^T \end{bmatrix}_{L \times m} = \begin{bmatrix} \beta_{11} & \beta_{12} & \cdots & \beta_{1m} \\ \beta_{21} & \beta_{22} & \cdots & \beta_{2m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \beta_{L1} & \beta_{L2} & \cdots & \beta_{Lm} \end{bmatrix}, \quad (2)$$

隐含层的阈值向量为 $\mathbf{b}$ ：

$$\mathbf{b} = \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_L \end{bmatrix}_{L \times 1}, \quad (3)$$

给定包含 N 个样本的数据集 $D = \{(x_j, t_j), j = 1, 2, \dots, N\}$ ，对任意样本 $x_j = (x_{j1}, x_{j2}, \dots, x_{jn})^T \in R_n$ ，其对应的期望输出向量为 $t_j = (t_{j1}, t_{j2}, \dots, t_{jm})^T \in R_m$ 。将所有的期望输出向量合并为矩阵 $\mathbf{T}$ ：

$$\mathbf{T} = \begin{bmatrix} t_1^T \\ t_2^T \\ \vdots \\ t_N^T \end{bmatrix}_{N \times m} = \begin{bmatrix} t_{11} & t_{12} & \cdots & t_{1m} \\ t_{21} & t_{22} & \cdots & t_{2m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ t_{N1} & t_{N2} & \cdots & t_{Nm} \end{bmatrix}. \quad (4)$$

假设样本 x_j 通过单隐含层前馈神经网络的输出为 $o_j, j = 1, 2, \dots, N$ 。则该前馈神经网络

标准数学模型可以表示为式(5)、(6)：

$$\sum_{i=1}^L g(w_i \cdot x_j + b_i) \beta_i = o_j, j = 1, 2, \dots, N, \quad (5)$$

$$\sum_{i=1}^N \|o_j - t_j\| = 0., \quad (6)$$

其中： $g(\cdot)$ 为激活函数，即核函数。将式(5)、(6)合并成式(7)：

$$\sum_{i=1}^L g(w_i \cdot x_j + b_i) \beta_i = t_j, j = 1, 2, \dots, N, \quad (7)$$

由式(7)知，若求矩阵 $\boldsymbol{\beta}$ 则需求解矩阵 $\mathbf{W}$ 和 $\mathbf{b}$ 。将式(7)改写为如下形式：

$$\mathbf{H}\boldsymbol{\beta} = \mathbf{T}, \quad (8)$$

其中：

$$\mathbf{H} = \mathbf{H}(\mathbf{W}, \mathbf{b}) = [h_{ij}]_{N \times L} = \begin{bmatrix} g(w_1 \cdot x_1 + b_1) & \cdots & g(w_L \cdot x_1 + b_L) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ g(w_1 \cdot x_N + b_1) & \cdots & g(w_L \cdot x_N + b_L) \end{bmatrix}, \quad (9)$$

式(8)等价于如下优化问题：

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = \arg \min_{\boldsymbol{\beta}} \|\mathbf{H}\boldsymbol{\beta} - \mathbf{T}\|. \quad (10)$$

3 水印方案设计

3.1 水印嵌入

水印嵌入视频序列的整体流程图如图 1 所示。

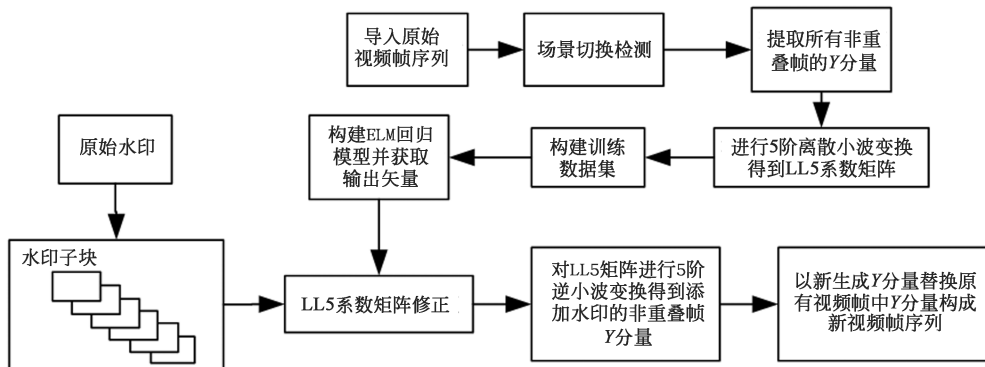


图 1 水印嵌入流程

Fig.1 Watermark embedding process

设原始视频帧序列为 $\mathbf{V}(i), i = 1, 2, \dots$ ，其中每个视频帧的大小均为 $M_1 \times N_1$ 。作为水印的

二进制图像矩阵为 $\mathbf{W}(m, n), m = 1, 2, \dots, M, n = 1, 2, \dots, N$ 。水印嵌入的详细过程如下：

步骤 1: 使用文献[15]中方法对原始视频帧序列 V 进行场景切换检测, 提取出 k 帧非重叠视频帧, 将所有提取出来的帧按时间先后构成 $NV(i), i=1, 2, \dots, k$;

步骤 2: 将水印图像矩阵 W 按行展成一维矢量 $w(i), i=1, 2, \dots, M \times N$, 然后将该一维矢量按照公式(11)拆分成 $w_j(i), i=1, 2, \dots, \frac{M \times N}{k}, j=1, 2, \dots, k$:

$$\begin{cases} w_j(1) = w\left(\frac{M \times N}{k} * (j-1) + 1\right) \\ w_j(2) = w\left(\frac{M \times N}{k} * (j-1) + 2\right) \\ \dots \\ w_j\left(\frac{M \times N}{k}\right) = w\left(\frac{M \times N}{k} * j\right) \end{cases}, \quad (11)$$

步骤 3: 对步骤 1 中提取出的所有非重叠帧的亮度分量进行 5 级离散小波变换, 提取出第 5 级低频子带系数矩阵, 构成 $K_{LL5_i}(x, y) \in R^{M_1 \times N_1}, i=1, 2, \dots, k$;

步骤 4: 将所有的 LL5 矩阵的行均值作为标签, 每行作为一个样本, 构成训练数据集并使用 ELM 进行回归模型的构建, 隐含层节点数设置为 20, 激活函数设置为径向基函数, 输入层和隐含层之间的权重矩阵 W 设置为 LL5 矩阵的对角化矩阵 X , 隐含层与输出层之间的权重矩阵 β 设置为 X^{-1} , 隐含层的阈值向量 b 设置为 LL5 矩阵的对角矩阵 D 的对角线元素。 X 和 D 满足 $XDX^{-1} - 1 = K_{LL5}$ 。回归模型的输出矢量构成矩阵 $E_i(x, y) \in R^{M_1 \times 1}, i=1, 2, \dots, k$;

步骤 5: 按照公式(12)对所有的 LL5 矩阵进行修正:

$$K'_{LL5_i}(x, y) = K_{LL5_i}(x, y) + E_i(x, y) * w_i\left(\frac{y}{\frac{M \times N}{k}} + 1\right), \begin{cases} i=1, 2, \dots, k \\ x=1, 2, \dots, M_1 \\ y=1, 2, \dots, N_1 \end{cases} \quad (12)$$

步骤 6: 以步骤 5 生成的新的 LL5 矩阵替换原 LL5 矩阵并对所有非重叠帧进行逆离散小波变换, 使非重叠帧得到新的亮度分量;

步骤 7: 以步骤 6 所得新亮度分量替换对应非重叠帧中已有亮度分量, 得到添加了水印的视频帧序列 $V'(i), i=1, 2, \dots$ 。

3.2 水印提取

从添加了视频水印的帧中提取出水印的整体

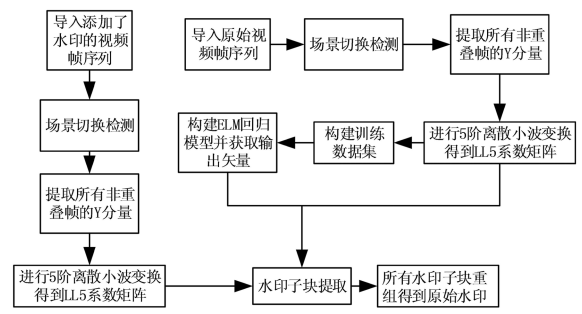


图2 水印提取流程

Fig.2 Watermark extraction process

步骤如图 2 所示。其详细步骤如下:

步骤 1: 按照水印添加算法的步骤 1~4 生成 $E_i(x, y) \in R^{M_1 \times 1}, i=1, 2, \dots, k$ 和 $K_{LL5_i}(x, y) \in R^{M_1 \times N_1}, i=1, 2, \dots, k$;

步骤 2: 使用文献[13]中方法对添加了水印的视频帧序列 V' 进行场景切换检测, 提取出 k 帧非重叠视频帧, 将所有提取出来的帧按时间先后构成 $NV'(i), i=1, 2, \dots, k$;

步骤 3: 对步骤 2 中提取出的所有非重叠帧的亮度分量进行 5 级离散小波变换, 提取出第 5 级低频子带系数矩阵, 构成 $K'_{LL5_i}(x, y) \in R^{M_1 \times N_1}, i=1, 2, \dots, k$;

步骤 4: 按照公式(13)求得所有水印块:

$$w'_i\left(\frac{y}{\frac{M \times N}{k}} + 1\right) = \frac{K'_{LL5_i}(x, y) - K_{LL5_i}(x, y)}{E_i(x, y)}, \begin{cases} i=1, 2, \dots, k \\ x=1, 2, \dots, M_1 \\ y=1, 2, \dots, N_1 \end{cases} \quad (13)$$

步骤 5: 将步骤 4 所求得水印块进行重组得到水印 W' 。

4 实验结果和分析

4.1 水印嵌入实验

为衡量水印嵌入的执行效率和嵌入水印的视频序列在肉眼上的不可察觉性, 本小节进行了帧均嵌入耗时、PSNR 两个指标的测试, PSNR 的定义如公式(14)所示。

$$K_{PSNR} = 10 \lg\left(\frac{255^2}{K_{MSE}}\right) \text{dB}, \quad (14)$$

其中 K_{MSE} 为原始视频帧和嵌入水印的视频帧之

间的均方误差。

实验所用的两个视频序列分别为新闻视频序列和采访视频序列,这两个视频分别为 2 500 帧,画面尺寸为 768×768 ,其第 150 帧如图 3 所示。嵌入实验所用的水印(大小为 50×50 的二进制图像)如图 4 所示。



图 3 原始视频序列的第 150 帧

Fig.3 150th frame of the original video sequences



图 4 水印图像

Fig.4 Watermark image

水印图像在两个视频序列中的帧均嵌入用时和嵌入之后的视频序列与嵌入前的视频序列间的 PSNR 均值列于表 1。为衡量本算法的优越性,几种被广泛应用的视频水印添加算法^[16-19]也进行了这两个指标的测试。

表 1 5 种方案在帧均嵌入用时和 PSNR 上的比较

Tab.1 Comparison of five schemes in frame embedding time and PSNR

	帧均嵌入时间/ms	PSNR/dB
[16]	32.42	44.17
[17]	51.76	53.08
[18]	31.07	30.69
[19]	32.18	49.46
本文方法	58.23	87.63

通过表 1 可以看出,本文所提出的视频水印添加方法虽然在执行效率上相比于其他算法稍差,但在 PSNR 这个指标的测试中表现优异。本

文方法的高 PSNR 测试结果证明,采用本文所提方法加工过的视频序列的可视质量达到了更高的水准,所添加的水印更加不容易被察觉。

4.2 水印提取实验

为了衡量水印提取的效率和提取的水印的质量,水印提取实验所用的评价指标包括归一化相关系数、位误差率和帧均提取时间这 3 个指标。其中归一化系数(Normalized correlation, NC)、位误差率(Bit error rate, BER)的定义分别如式(15)和式(16)所示。

$$K_{NC}(W, W') = \frac{\sum_{i=1}^{M_1} \sum_{j=1}^{N_1} [W(i, j) * w'(i, j)]}{\sum_{i=1}^{M_1} \sum_{j=1}^{N_1} [w(i, j)]^2}, \quad (15)$$

$$K_{BER}(W, W') = \frac{1}{M_1 * N_1} \sum_{j=1}^{M_1 N_1} |W'(j) - W(j)|. \quad (16)$$

3 个指标测试实验结果如表 2 所示。通过表 2 可以看出,本文所提出的算法在水印提取步骤虽然执行效率相比参考算法不占优势,但本文方法在归一化系数、位误差率这两个指标上的优异表现也说明,提取出的水印与原水印相比依然保留了绝大部分信息。

表 2 5 种方案在帧均提取用时、NC 和 BER 上的比较

Tab.2 Comparison of three schemes in frame extraction time, NC and BER

	帧均提取时间/ms	NC	BER/%
[16]	25.09	0.71	0.47
[17]	42.46	0.88	0.39
[18]	27.76	0.78	0.37
[19]	20.34	0.91	0.28
本文方法	47.17	0.92	0.15

4.3 抗攻击测试

为了测试所提出算法的鲁棒性,5 种常见的攻击手段被应用于对水印视频的攻击。

4.3.1 缩放攻击

利用双三次插值方法将视频帧按比例放大到不同的帧大小(20%, 25%, 30%, 35%, 40%,

45%,50%),并将其还原。表3展示了两个视频序列中提取出的水印的NC和BER。

表3 抗缩放攻击测试结果

Tab.3 Test results of scaling attack

	缩放 因子	[16]	[17]	[18]	[19]	本文 方法
NC	0%	0.71	0.88	0.78	0.91	0.92
	20%	0.70	0.87	0.77	0.88	0.87
	25%	0.68	0.85	0.75	0.86	0.84
	30%	0.65	0.84	0.75	0.85	0.85
	35%	0.64	0.81	0.74	0.82	0.81
	40%	0.61	0.78	0.72	0.80	0.79
	45%	0.61	0.75	0.71	0.78	0.78
	50%	0.60	0.71	0.71	0.77	0.77
BER	0%	0.47%	0.39%	0.37%	0.28%	0.15%
	20%	0.48%	0.39%	0.42%	0.34%	0.17%
	25%	0.49%	0.41%	0.45%	0.36%	0.19%
	30%	0.53%	0.43%	0.50%	0.37%	0.25%
	35%	0.59%	0.44%	0.52%	0.40%	0.28%
	40%	0.61%	0.49%	0.56%	0.43%	0.31%
	45%	0.72%	0.52%	0.64%	0.44%	0.33%
	50%	0.77%	0.59%	0.68%	0.46%	0.34%

4.3.2 噪声攻击

均值为0,方差分别为0.01,0.02,0.03,0.04,0.05的高斯噪声被添加到水印视频帧序列中。然后将从这些被噪声污染的视频中提取出的水印与原始水印一起求取NC和BER,实验结果示于表4。

表4 抗噪声攻击测试结果

Tab.4 Test results of noise attack

	噪声 方差	[16]	[17]	[18]	[19]	本文 方法
NC	0.00	0.71	0.88	0.78	0.91	0.92
	0.01	0.71	0.87	0.77	0.87	0.91

续表

	噪声方差	[16]	[17]	[18]	[19]	本文方法
NC	0.02	0.67	0.86	0.74	0.86	0.87
	0.03	0.66	0.84	0.75	0.85	0.84
	0.04	0.64	0.80	0.70	0.83	0.82
	0.05	0.59	0.77	0.67	0.80	0.81
BER	0.00	0.47%	0.39%	0.37%	0.28%	0.15%
	0.01	0.49%	0.39%	0.44%	0.35%	0.17%
	0.02	0.50%	0.41%	0.45%	0.39%	0.18%
	0.03	0.53%	0.43%	0.50%	0.40%	0.24%
	0.04	0.59%	0.46%	0.54%	0.43%	0.28%
	0.05	0.62%	0.51%	0.61%	0.46%	0.31%

4.3.3 压缩攻击

添加了水印的未压缩视频通过JPEG压缩(压缩率:10%,20%,30%,40%,50%),然后再解压缩。从中提取出的水印的NC和BER示于表5。

表5 抗压缩攻击测试结果

Tab.5 Test results of compression attack

	压缩率	[16]	[17]	[18]	[19]	本文方法
NC	0%	0.71	0.88	0.78	0.91	0.92
	10%	0.69	0.86	0.75	0.88	0.90
	20%	0.68	0.82	0.71	0.86	0.86
	30%	0.63	0.80	0.71	0.82	0.83
	40%	0.61	0.74	0.72	0.82	0.82
	50%	0.57	0.71	0.67	0.78	0.81
BER	0%	0.47%	0.39%	0.37%	0.28%	0.15%
	10%	0.50%	0.41%	0.42%	0.34%	0.18%
	20%	0.50%	0.42%	0.47%	0.38%	0.17%
	30%	0.59%	0.43%	0.50%	0.37%	0.26%
	40%	0.61%	0.44%	0.53%	0.41%	0.29%
	50%	0.65%	0.47%	0.59%	0.44%	0.30%

4.3.4 掉帧攻击

对于一个包含大量帧的视频序列,删除一部

分帧可能破坏掉水印的完整性,一个具有鲁棒性的水印算法对掉帧攻击应具有较强的抵抗力。在测试中,掉帧率的范围设置为 5%~30%,实验结果展示于表 6。

表 6 抗掉帧攻击测试结果
Tab.6 Test results of frames dropping attack

	掉帧率	[16]	[17]	[18]	[19]	本文方法
NC	0%	0.71	0.88	0.78	0.91	0.92
	5%	0.69	0.84	0.77	0.87	0.93
	10%	0.66	0.84	0.74	0.86	0.87
	15%	0.65	0.84	0.73	0.84	0.88
	20%	0.61	0.78	0.71	0.80	0.85
	25%	0.60	0.77	0.67	0.77	0.84
	30%	0.54	0.75	0.61	0.72	0.83
BER	0%	0.47%	0.39%	0.37%	0.28%	0.15%
	5%	0.49%	0.40%	0.47%	0.34%	0.14%
	10%	0.49%	0.41%	0.43%	0.37%	0.16%
	15%	0.57%	0.44%	0.58%	0.37%	0.18%
	20%	0.59%	0.46%	0.58%	0.40%	0.24%
	25%	0.63%	0.49%	0.59%	0.44%	0.28%
	30%	0.74%	0.58%	0.67%	0.46%	0.30%

4.3.5 平均攻击

平均攻击是一种常用的视频水印攻击手段。在平均攻击中,视频帧被其相邻的 n 帧视频帧平均值取代($n=2,4,6,8,10$)。实验结果示于表 7。

表 7 抗平均攻击测试结果
Tab.7 Test results of frames average attack

	平均 帧数	[16]	[17]	[18]	[19]	本文 方法
NC	0	0.71	0.88	0.78	0.91	0.92
	2	0.67	0.83	0.74	0.84	0.91
	4	0.65	0.81	0.71	0.82	0.86

续 表

	平均帧数	[16]	[17]	[18]	[19]	本文方法
NC	6	0.61	0.76	0.71	0.81	0.85
	8	0.61	0.71	0.70	0.79	0.83
	10	0.54	0.67	0.61	0.77	0.82
BER	0	0.47%	0.39%	0.37%	0.28%	0.15%
	2	0.49%	0.42%	0.47%	0.35%	0.16%
	4	0.51%	0.43%	0.43%	0.37%	0.23%
	6	0.58%	0.44%	0.59%	0.38%	0.24%
	8	0.59%	0.47%	0.63%	0.39%	0.26%
	10	0.65%	0.49%	0.64%	0.44%	0.28%

从表 3~7 可以看出,在这几种攻击下,本文所提出的算法在归一化系数、位误差率上的表现虽然有所降低,但降低程度较小,因此,本文所提出方法具有较强的鲁棒性。

5 结 论

为实现侵权视频的精准溯源,本文设计了一种基于极限学习机算法的离散小波变换域视频水印添加方法。在水印嵌入环节,首先使用场景切换检测算法实现非重叠帧提取,然后对非重叠帧的亮度分量进行 5 级离散小波变换,提取第 5 级低频子边带系数矩阵,通过系数矩阵构建训练数据集,以系数矩阵的每个行均值作为对应行的标签,通过极限学习机算法进行回归模型的训练,回归模型的输出矢量与水印子块对第 5 级低频子边带系数矩阵进行修正,最后通过逆离散小波变换得到嵌入水印的视频帧序列。在水印提取环节,对嵌入水印的视频帧序列与原始视频帧序列的亮度分量分别进行 5 级离散小波变换,通过提取两个低频子边带系数矩阵的差异部分来得到水印子块,将所有的子块重组便可得到完整水印。在水印嵌入和水印提取实验中,视频中水印的不可见性和视频中提取的水印的质量得到了验证。本方法在缩放攻击、压缩攻击、噪声攻击、平均攻击、掉帧攻击的测试下依然表现良好。因此,本文所提出的方法具有较强鲁棒性,有一定市场应用前景。

参 考 文 献:

- [1] 易开祥.数字图象加密与数字水印技术研究[D].浙江大学,2001.
YI K X. Research on digital image encryption and digital watermarking [D]. Zhejiang University, 2001. (in Chinese)
- [2] DHAOU D, JABRA B S, ZAGROUBA E. A review on anaglyph 3D image and video watermarking [J]. *3D Research*, 2019, 10(2):279-285.
- [3] 刘连山,李人厚,高琦. 视频数字水印技术综述 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2005, 17(3):379-386.
LIU L S, LI R H, GAO Q. The digital water marking technology for video: A survey [J]. *Journal of Computer-Aided Design and Computer Graphics*, 2005, 17(03):379-386. (in Chinese)
- [4] 吴佳楠,王世刚,张迪,等. 融合量子密钥真随机性的二值图像水印 [J]. 光学精密工程, 2017, 25(11):2968-2974.
WU J N, WANG S G, ZHANG D, et al. Binary image watermark fusion based on quantum key true randomness [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2017, 25(11):2968-2974. (in Chinese)
- [5] 王玉海,朱长青,苏守宝,等. 结合感知哈希与数字水印的遥感影像认证方法[J]. 光学精密工程, 2016, 24(10s):640-648.
WANG Y H, ZHU C Q, SU S B, et al. An authentication method based on perceptual hashing and watermarking for remote sensing image [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2016, 24(10s):640-648. (in Chinese)
- [6] HARTUNG F, GIROD B. Watermarking of uncompressed and compressed video [J]. *Signal. Processing*, 1998, 66(3):283-301.
- [7] 李新宇,陈阳.基于DWT_SVD的盲检测鲁棒视频水印算法[J].计算机技术与发展, 2018, 28(9):123-126.
LI X Y, CHEN Y. A robust video watermarking algorithm for blind detection based on DWT_SVD [J]. *Computer Technology and Development*, 2018, 28(9):123-126. (in Chinese)
- [8] 张云鹏.基于尺度不变特征变换的鲁棒图像和视频水印算法研究[D].山东大学,2018.
ZHANG Y P. Research on robust image and video watermarking algorithms based on scale invariant feature transform [D]. Shandong University, 2018. (in Chinese)
- [9] 曹海燕,冯桂,韩雪,等.基于深度图的3D-HEVC鲁棒视频水印算法[J].计算机应用, 2019, 39(3):869-873.
CAO H Y, FENG G, HAN X, et al. 3D-HEVC robust video watermarking algorithm based on depth map [J]. *Journal of Computer Applications*, 2019, 39(3):869-873. (in Chinese)
- [10] 杨静,郑耿峰.基于运动矢量的脆弱视频水印算法研究[J].电子设计工程, 2017, 25(12):153-156.
YANG J, ZHENG G F. A fragile video watermarking algorithm based on motion vectors [J]. *Electronic Design Engineering*, 2017, 25(12):153-156. (in Chinese)
- [11] 岳岩冰.基于混沌加密的H.264视频水印技术研究[D].西安:西安电子科技大学,2016.
YUE Y B. H.264 watermarking research based on chaotic encryption [D]. Xi'an: Xidian University, 2016. (in Chinese)
- [12] 朱光,丰米宁.基于半脆弱水印的图博档视频资源内容认证策略研究[J].现代图书情报技术, 2016(12):76-84.
ZHU G, FENG M N. Content authentication for video resources of libraries, museums and archives with semi-fragile watermarking [J]. *Data Analysis and Knowledge Discovery*, 2016(12):76-84. (in Chinese)
- [13] 黄修训,周霖婷,张文俊,等.基于多特征的半脆弱视频水印算法研究[J].电子测量技术, 2015, 38(4):58-63.
HUANG X X, ZHOU J T, ZHANG W J, et al. Research on semi-fragile video watermarking based on multi-feature [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2015, 38(4):58-63. (in Chinese)
- [14] 王晶.立体图像脆弱和半脆弱水印技术及其应用研究[D].宁波:宁波大学,2014.
WANG J. Research on stereoscopic image fragile and semifragile watermarking methods and their applications [D]. Ningbo: Ningbo University, 2014. (in Chinese)
- [15] 陆思桦,李鸿燕,孙健昊,宋泽,曹宇.基于双阈值灰度直方图的场景切换检测算法及实现[J].上海工程技术大学学报, 2018, 32(1):91-94.
LU S Y, LI H Y, SUN J H, et al. Scene change detection algorithm and implementation based on double thresh-

- old gray histogram [J]. *Journal of Shanghai University of Engineering Science*, 2018, 32(1): 91-94. (in Chinese)
- [16] DRYUCHENKO M A, SIROTA A A. Digital video watermarking method based on heteroassociative image compression and its implementation by artificial neural networks [J]. *Computer Optics*, 2019, 1202(1): 1001-1007.
- [17] ANKIT R, ANURAG M, RAJNI B. A Novel fuzzy frame selection based watermarking scheme for MPEG-4 videos using Bi-directional extreme learning machine [J]. *Applied Soft Computing Journal*, 2018, 121(7): 47-52.
- [18] HUANG G B, ZHU Q Y, SIEW C K. Extreme learning machine: a new learning scheme of feed-forward neural networks [C]. *IEEE International Joint Conference on Neural Networks*, Budapest, Hungary, 2004: 985-990.
- [19] MAURO B, FRANCO B, ALESSANDRO P. Improved wavelet-based watermarking through pixel-wise masking [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2001, 10(5): 783-791.

作者简介:



王运兰(1979—),女,湖南常德人,硕士,讲师,2011 年于杭州电子科技大学获得硕士学位,主要从事多媒体技术,互联网技术和机器学习应用等方面的研究。E-mail:wangyunlan0710@126.com