

文章编号: 1004-4353(2022)03-0246-05

# 基于 Contourlet 域特征点的 医学图像零水印算法

沈炎斌

(福州大学 至诚学院, 福州 350002)

**摘要:** 针对医学图像在传输过程中有可能泄露患者信息的问题, 提出一种基于 Contourlet 域特征点的零水印算法. 该算法首先对图像进行 Contourlet 分解, 以此得到低通图像; 然后在低通图像中提取出 SIFT 特征点, 并根据特征点的分布自动定位感兴趣区域(ROI); 最后筛选出一定数量的特征点, 以生成特征向量用于水印嵌入. 实验结果表明, 该算法在抵抗高斯噪声、JPEG 压缩、旋转、缩放、剪切等攻击时具有很好的鲁棒性, 可有效保护医学图像中的信息.

**关键词:** Contourlet; SIFT; 零水印; 感兴趣区域

**中图分类号:** TP309.7

**文献标识码:** A

## Medical image zero-watermarking algorithm based on Contourlet domain feature points

SHEN Yanbin

(Zhicheng College, Fuzhou University, Fuzhou 350002, China)

**Abstract:** Aiming at the problem that patient's information may be leaked in the process of medical image transmission, a zero-watermarking algorithm based on Contourlet domain feature points was proposed. The algorithm will not affect the quality of the original medical image, and can embed large capacity watermark information. Firstly, Contourlet decomposition is applied to the image to obtain the lowpass image. Then, SIFT feature points are extracted from the lowpass image and the region of interest (ROI) is automatically located according to the distribution of feature points. Finally, a certain number of feature points are screened out to generate feature vectors for watermark embedding. Experimental results show that the algorithm has good robustness against Gaussian noise, JPEG compression, rotation, scaling, shearing and other attacks, so it can effectively protect the information hiding in medical images.

**Keywords:** Contourlet; SIFT; zero-watermark; region of interest

## 0 引言

随着数字图像处理技术的不断发展, 数字成像技术在医学图像中的应用日益广泛. 由于数字化的医学图像在公共网络传输时易于被截获, 进

而可能会导致患者敏感信息泄露或被恶意篡改等现象的发生, 因此研究如何实现医学图像的版权保护和信息隐藏具有重要意义. 研究显示, 利用数字水印技术(将患者信息以数字水印的形式嵌入

收稿日期: 2022-01-16

基金项目: 福建省中青年教师教育科研项目(JT180810)

作者简介: 沈炎斌(1983—), 男, 硕士, 讲师, 研究方向为数字水印、图像处理等.

到医学图像中)可有效实现医学图像的版权认证并保护患者的信息<sup>[1-3]</sup>. 在实际的诊疗中, 病灶区(医学图像的感兴趣区域, region of interest, ROI)包含的病理信息最为重要. 由于自动划分 ROI 有助于水印信息的嵌入, 因此近年来一些学者对其进行了研究. Zhang Shun 等<sup>[4]</sup>通过计算医学图像上的物体面积以及进行腐蚀操作等提出了一种能够自动确定图像 ROI 的方法. N. Aherrahrou 等<sup>[5]</sup>基于 PDE (partial differential equation, 偏微分方程)设计了一种自动选择 ROI 的算法, 该算法将医学图像中纹理最复杂的区域作为 ROI. 陈青等<sup>[6]</sup>使用 Harris 角点法提取了医学图像的特征值, 并根据特征值的分布划分了 ROI. 上述研究中, 研究者都是将数字水印直接嵌入到医学图像中; 但由于嵌入水印后的医学图像与原始医学图像存在一定的差异, 因此会影响医生的诊断. 为此, 本文提出一种基于 Contourlet 域特征点的零水印算法, 并通过实验验证了该算法的有效性.

## 1 相关理论与技术

### 1.1 Contourlet 变换

Contourlet 变换<sup>[7]</sup>又称为金字塔型方向滤波器组(pyramidal directional filter bank, PDFB). 对图像进行 Contourlet 变换时, 首先利用拉普拉斯塔形分解(Laplacian pyramid, LP 变换)<sup>[8]</sup>对图像进行多尺度分解以捕获奇异点, 然后由方向滤波器组(directional filter bank, DFB)将分布在相同方向上的奇异点合成为一个系数, 最后利用合成的系数逼近原图像. 由于 Contourlet 变换不仅具有小波变换的多分辨率和时频局部性, 而且还能够提供良好的方向性和各向异性, 因此可以更全面地表示图像本身的几何特性<sup>[9]</sup>. 研究显示, Contourlet 变换在图像降噪、图像纹理与形状特征提取等方面显著优于二维小波变换<sup>[7]</sup>.

Contourlet 变换包括多层分解. 其中第 1 层 Contourlet 分解得到的是原始图像的低通图像(lowpass image, LI1)和带通图像(bandpass image, BI1), 其与原始图像中的特征结构最为接近, 携带的原始特征数据最多. 第 2 层 Contourlet 分解是对第 1 层分解后得到的 LI1 进行分解, 由此

得到相应的 LI2 和 BI2, 以此类推.

### 1.2 尺度不变特征变换(SIFT)

尺度不变特征变换(scale invariant feature transform, SIFT)<sup>[10]</sup>是一种提取图像局部特征的算法, 即通过在尺度空间中寻找极值点来提取出图像的位置、尺度、旋转不变量. 该算法的实现过程是: 首先在尺度空间上进行特征检测, 以此确定特征点的位置和特征点所处的尺度; 然后将特征点邻域梯度的主方向作为该特征点的方向特征, 以此生成一个 128 维的特征描述子. 该特征描述子在生成的过程中会滤除大于 0.2 的分量并重新进行归一化, 由此可实现弱化梯度和强化方向信息的目的.

### 1.3 ROI 的定位方法

SIFT 特征点对应的是图像中的像素突变点, 且特征点数目越多的区域其纹理越强. 由于医学图像中的纹理复杂区域往往包含重要的病理信息, 因此可以通过 SIFT 特征点来自动定位医学图像的 ROI.

假设特征点的坐标分别为  $(x_1, y_1)$ ,  $(x_2, y_2)$ ,  $\dots$ ,  $(x_n, y_n)$ . 确定 ROI 的具体方法为: 首先, 求出横坐标点的最小值  $x_{\min}$  和最大值  $x_{\max}$ , 以及纵坐标点的最小值  $y_{\min}$  和最大值  $y_{\max}$ ; 然后, 连接这些点  $(x_{\min}, y_{\min})$ 、 $(x_{\min}, y_{\max})$ 、 $(x_{\max}, y_{\max})$ 、 $(x_{\max}, y_{\min})$ , 这些点所围成的矩形区域即为 ROI.

### 1.4 特征点的筛选

SIFT 特征点的尺度具有缩放不变性, 其值代表的是图像被平滑的程度, 其中大尺度对应的是图像的近似信息, 小尺度对应的是图像的细节信息. 研究显示, 生成特征向量时, 选取靠近 ROI 中心点的大尺度特征点具有较好的鲁棒性<sup>[11]</sup>; 因此, 本文采用以下公式对每个特征点的价值  $v$  进行量化:

$$v = \frac{s}{d + \epsilon}. \quad (1)$$

其中:  $s$  表示特征点的尺度;  $d$  表示特征点距离 ROI 中心点的距离;  $\epsilon$  是常数, 用于防止因  $d$  为 0 时而出现分母为 0 的情况.

按公式(1)计算出所有特征点的价值后, 按照价值大小对特征点进行排序(从大到小的顺序), 并选择排序前面的特征点来执行后续操作. 例如:

若要嵌入  $L$  个 bit 的水印信息,则选取  $\lceil L/128 \rceil$  个特征点,  $\lceil \cdot \rceil$  表示上取整.

### 1.5 特征向量的生成

每个 SIFT 特征点可以生成一个 128 维的特征描述子  $\mathbf{D}$ , 其中有些分量为 0, 有些分量为非零的实数. 研究<sup>[11]</sup> 显示, 平均有 20% 以上的分量为 0, 且 0 分量和非 0 分量较为稳定; 因此, 本算法利用 SIFT 特征描述子中分量的上述特点来生成特征向量. 将特征描述子转化为特征向量的公式为:

$$v_i = \begin{cases} 0, & d_i = 0; \\ 1, & d_i > 0. \end{cases} \quad (2)$$

式中  $d_i$  为  $\mathbf{D}$  的第  $i$  个分量. 按公式 (2) 依次计算每个特征点的特征向量后, 再按顺序进行拼接即可得到医学图像的特征向量  $\mathbf{V}$ .

## 2 水印算法

### 2.1 嵌入水印的方法

嵌入水印的主要过程如下:

1) 对原始医学图像做 Contourlet 变换, 以此得到低通图像.

2) 在低通图像中提取出 SIFT 特征点.

3) 根据 SIFT 特征点自动定位 ROI.

4) 根据特征点的价值和所要嵌入的水印长度筛选出若干个特征点.

5) 根据筛选出的特征点得到医学图像的特征向量  $\mathbf{V}$ .

6) 嵌入水印信息. 患者的信息可以看成是一幅由 0 和 1 组成的二值图像. 该二值图像的大小是统一的, 通过按行扫描可将其转化为一维的二值序列. 该序列即为要嵌入的水印信息, 记作  $\mathbf{W}$ .

将水印  $\mathbf{W}$  与特征向量  $\mathbf{V}$  进行异或运算可得到一个二值序列  $\mathbf{K}$  (计算公式为  $\mathbf{K} = \mathbf{V} \oplus \mathbf{W}$ ), 由此二值序列即可实现水印的嵌入. 若水印  $\mathbf{W}$  与特征向量  $\mathbf{V}$  的长度不一致, 则在嵌入水印前先在水印  $\mathbf{W}$  后面补零, 使其长度等于特征向量  $\mathbf{V}$  的长度.

实现原医学图像版权保护的方法为: 首先将  $\mathbf{K}$  加密并将密文作为版权信息, 然后在 IPR 信息数据库中进行注册登记.

### 2.2 提取水印的方法

水印提取过程与水印嵌入过程类似, 主要过

程如下:

1) 对原始医学图像作 Contourlet 变换, 以此得到低通图像.

2) 在低通图像中提取出 SIFT 特征点.

3) 利用嵌入水印时保存的描述子  $\mathbf{D}$  寻找与之匹配的特征点, 以此生成特征向量  $\mathbf{V}'$ .

4) 将解密后的  $\mathbf{K}$  与  $\mathbf{V}'$  进行异或运算, 提取出水印  $\mathbf{W}'$ .

5) 计算  $\mathbf{W}'$  与原始水印  $\mathbf{W}$  的相似度  $sim$ , 计算公式可表示为  $sim(\mathbf{W}', \mathbf{W}) = \frac{\mathbf{W}' \cdot \mathbf{W}^T}{\|\mathbf{W}'\| \cdot \|\mathbf{W}\|}$ . 在判断水印是否存在时, 若  $sim$  大于设定的阈值  $T$ , 则判定水印存在. 将  $\mathbf{W}'$  还原出二值图像即可获得患者的信息.

## 3 仿真实验

为了验证本文提出的水印算法的有效性, 使用 MATLAB 对其进行仿真. 实验选取图 1 所示的医学图像为载体图像, 规格为  $128 \times 128$ . 实验时, 首先生成 1 000 组二值伪随机序列 (序列各分量的取值为 0 或 1, 每组序列的长度为 128), 然后选取第 500 组序列作为水印信息 (即患者的信息). 在不加干扰的情况下, 水印的检测结果如图 2 所示. 图中横轴为二值伪随机序列, 纵轴为二值伪随机序列与所选取的水印序列的相似度. 从图中可以看出, 非水印序列与水印序列的相似度低于 0.7, 因此实验选取 0.7 作为阈值  $T$ . 对原始医学图像做 Contourlet 变换后, 在所得的低通图像中提取出来的全部特征点如图 3 所示, 其中白色矩形框是自动定位出来的 ROI.

为了验证本文算法的有效性, 在实验中对原始医学图像分别进行了常规攻击和几何攻击, 结果如表 1—表 5 所示.

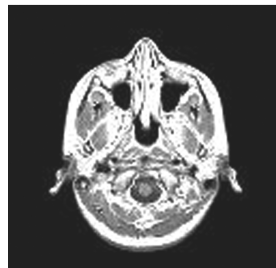


图 1 原始医学图像

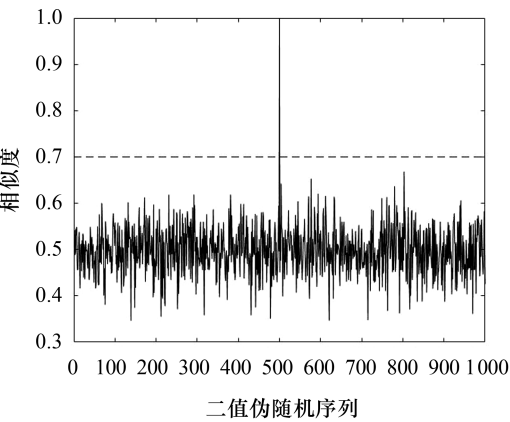


图 2 水印相似度检测器对不同信号的响应

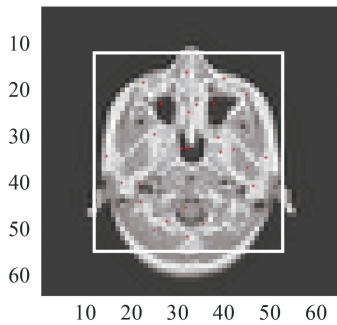


图 3 本文算法提取出的特征点和确定的 ROI 区域

表 1 添加高斯噪声的结果

噪声强度/%	1	3	5	8
相似度	1.00	0.98	0.95	0.95
噪声强度/%	10	13	15	20
相似度	0.96	0.95	0.96	0.93

表 2 JPEG 压缩处理的结果

压缩质量/%	5	10	15	20
相似度	0.97	0.98	0.98	0.98
压缩质量/%	25	30	35	40
相似度	0.98	0.98	0.98	0.98

表 3 旋转变换的结果

旋转度数/(°)	−5	1	5	10
相似度	0.93	0.95	0.93	0.93
旋转度数/(°)	15	30	45	90
相似度	0.94	0.93	0.93	0.87

表 4 缩放变换的结果

缩放比例	0.2	0.5	1	1.5
相似度	0.72	0.98	1.00	0.72
缩放比例	2	2.5	3	4
相似度	1.00	0.74	0.77	1.00

表 5 剪切的结果

剪切比例/%	1	3	5	8
相似度	0.97	0.97	0.96	0.97
剪切比例/%	10	15	20	25
相似度	0.97	0.90	0.89	0.89

表 1、表 2、表 3、表 5 表明,算法在面对高斯噪声、JPEG 压缩、旋转和剪切等攻击时,其提取出的水印与原始水印的相似度都高于 0.87,远远大于设定的阈值(0.7). 由此表明该算法可以检测出水印,且对上述攻击有良好的鲁棒性.

在表 4 中,当缩放比例为 0.5、1、2、4 时,所提取出的水印与原始水印的相似度都高于 0.98,远远大于设定的阈值 0.7. 当缩放比例为 0.2、1.5、2.5、3 时,虽然所提取的水印与原始水印的相似度较低(分别为 0.72、0.72、0.74、0.77),但该值仍然大于设定的阈值 0.7,即仍可以检测出水印. 相似度发生变化的原因是图像在进行缩放时会通过插值产生新的像素点,使得局部区域的纹理发生改变. 该改变会对 SIFT 特征点的方向特征和特征描述子造成一定影响<sup>[10]</sup>,并最终导致特征向量发生变化. 但由上述结果可知,该变化对本算法的性能影响有限,因此本算法对缩放攻击也具有较好的鲁棒性.

4 结论

对基于 Contourlet 域特征点的医学图像零水印算法进行仿真表明,该算法不仅可以在不影响原始医学图像质量的前提下实现患者医疗信息的隐藏与图像的版权保护,而且图像存在多个特征点(每个特征点所生成的特征向量都可以嵌入 128 bit 的水印,即每个特点都可嵌入较高的水印量). 因此本文算法在医学图像的信息隐藏与版权保护中具有良好的应用价值. 在今后的研究中,笔者将尝试改进图像特征点与特征向量的提取方式,以减少缩放变换对算法性能的影响.

参考文献:

[1] NARIMA Z, AMINE K, REDOUANE K, et al. Robust SVD-based schemes for medical image watermarking[J]. Microprocessors and Microsystems, 2021,84(10):104134.

(下转第 266 页)

真. 当点击 Unity3D 交互界面的室内灯光开关按钮时, Proteus 平台上所对应的指示灯 D1 出现亮灭变化, 由此表明 Unity3D 能够对硬件进行实时控制.

由以上仿真结果可知, 本文系统能够实现对 Unity3D 与 Proteus 的双向控制, 可以满足智能家居产品功能仿真的需求.

### 3 结论

研究表明, 本文提出的基于 Unity3D 和 Proteus 的智能家居控制系统可实现人机交互界面三维展示的功能. 该方法不仅能节约硬件电路制作和实体展厅建设的成本, 还能作为智能家居控制系统前期开发的虚拟实践仿真平台, 因此具有较好的应用价值. 在本文研究中, 由于 Unity3D 与单片机应用系统的通信使用的是基于串口的通信, 因此存在无法存储和查看相关记录的不足. 在

今后的研究中, 我们将在系统的功能仿真中增加网络连接功能, 实现 Unity3D 与数据库的连接和交互, 以此进一步提高本文方法的适用性.

### 参考文献:

- [1] 赵沁平. 虚拟现实综述[J]. 中国科学(信息科学), 2009, 39(1): 2-46.
  - [2] 徐佳. 智能家居虚拟仿真系统的设计与实现[D]. 南昌: 南昌航空大学, 2015: 1-2.
  - [3] 甘晨. 基于 Unity 的虚拟智能家居系统设计与实现[D]. 大连: 大连理工大学, 2015: 1-45.
  - [4] 唐梦菲, 陈瑶, 高建民. 基于 Unity3D 的手势感应自动开关门衣柜设计及功能模拟[J]. 林业工程学报, 2020, 29(5): 172-176.
  - [5] 肖亮, 李兰英, 刘书赫, 等. 基于 Proteus 和 Arduino 的嵌入式系统虚拟实验仿真平台设计[J]. 科技创新与应用, 2021, 11(24): 57-59.
  - [6] 褚原峰. 基于用户体验的五金产品虚拟展示系统研究[D]. 广州: 华南理工大学, 2015: 37-39.
  - [7] 何伟. Unity 虚拟现实开发圣典[M]. 北京: 中国铁道出版社, 2016: 375-376.
- 
- (上接第 249 页)
- [2] CHEN L X, BAI W T, YAO Z Q. A secure and privacy-preserving watermark based medical image sharing method[J]. Chinese Journal of Electronics, 2020, 29(5): 819-825.
  - [3] 孙俞超, 李德. 基于图像归一化和 NSST 的鲁棒零水印算法[J]. 延边大学学报(自然科学版), 2017, 43(1): 43-50.
  - [4] ZHANG S, GAO T G, GAO L. A novel encryption frame for medical image with watermark based on hyperchaotic system[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2014(1): 1-11.
  - [5] AHERRAHROU N, TAIRI H. PDE based scheme for multi-modal medical image watermarking[J]. Biomedical Engineering Online, 2015(14): 1-19.
  - [6] 陈青, 宗德琦. 用于医学图像认证的 Contourlet-SVD 双水印算法[J]. 小型微型计算机系统, 2019, 40(1): 205-209.
  - [7] DO M N, VETTERLI M. The contourlet transform: an efficient directional multiresolution image representation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 14(12): 2091-2106.
  - [8] DO M N, VETTERLI M. Framing pyramids[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2003, 51(9): 2329-2342.
  - [9] 楼偶俊. 基于 Contourlet 域特征点的抗几何攻击水印方法[J]. 计算机研究与发展, 2010, 47(1): 113-120.
  - [10] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 2(60): 91-110.
  - [11] 沈炎斌. 基于 SIFT 特征点的三维医学图像零水印算法[J]. 贵州大学学报(自然科学版), 2020, 37(6): 92-96.