

患者肺部图像潜在病变区域纹理优化识别仿真

李 杨^{1,2} 梁 炜¹ 谈金东³

(1. 中国科学院沈阳自动化研究所 辽宁 沈阳 110016; 2. 中国科学院大学 北京 100049;
3. 田纳西大学 美国 诺克斯维尔 TN37996)

摘要: 对患者肺部图像潜在病变区域纹理识别,能够有效提高图像诊断结果精度。对肺部潜在病变区域图像纹理进行优化识别,需要通过图像灰度全局信息初始化水平集,利用拟合函数定义局部能量函数,完成潜在病变区域图像纹理优化识别。传统方法对肺部潜在病变区域图像求解获得图像纹理裂纹长度,提取出纹理灰度等值线,但忽略了对纹理能量函数的定义,导致纹理识别精度偏低。提出基于水平集分割的患者肺部图像潜在病变区域纹理优化识别方法。对患者肺部潜在病变区域图像进行预处理,采用图像梯度方差加权信息熵算法自适应改变滤波器参数。采用图像灰度全局信息初始化水平集,局部能量函数由图像局部灰度拟合函数定义。融合多种纹理特征,将融合结果输入到神经网络的 Softmax 层进行潜在病变区域图像纹理识别。实验结果表明,所提方法具有准确和鲁棒性好的特点。

关键词: 肺部图像; 潜在病变区域; 图像纹理识别

中图分类号: TP393.41 文献标识码: B

Texture Optimization Simulation of the Potential Lesion Area of the Patient's Lung Image

LI Yang^{1,2}, LIANG Wei¹, TAN Jin-dong³

(1. Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Shenyang Liaoning 110016, China;
2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;
3. University of Tennessee, Knoxville TN37996, USA)

ABSTRACT: Traditional methods ignore the definition of texture energy function, which leads to low accuracy of texture recognition. In this article, we present a method to optimize and recognize the texture in potential lesion region of lung image based on level set segmentation. Firstly, we preprocessed the lung image in potential lesion region of patient and used the image gradient variance weighting information entropy algorithm to change filter parameters adaptively. Then, we used grayscale global information to initialize the level set. Meanwhile, we defined a local energy function by local grayscale fitting function of the image. Integrated with various texture features, we inputted fusion results to the Softmax layer of neural network to recognize the image texture in the potential lesion region. Simulation results prove that the proposed method has good accuracy and robustness.

KEYWORDS: Lung image; Potential diseased area; Image texture recognition

1 引言

近年来,随着科技技术的飞速发展,数字化医学图像处理技术的不断完善,通过数字化医疗图像分析、诊断病理情况为治疗计划以及术后评估提供了极大的方便^[1-2]。肺部纹理是一种可以对肺部图像内部分割的重要结构,对患者肺部潜在病变区域图像纹理识别的目的是依据提取肺部数值参数特征,确定肺部整体形状和局部结构,诊断此部位的病理

情况^[3]。

目前已有许多学者关注于患者肺部潜在病变区域图像纹理区域的识别。例如文献[4]提出一种基于 Contourlet 变换的图像增强技术识别图像中纹理的方法,利用基于 Contourlet 变换的图像增强技术具有的多尺度分解以及方向滤波的特点,突出患者肺部潜在病变区域图像纹理裂纹区域重叠数据中隐含的各向异性,在发现患者肺部潜在病变区域图像小断裂和裂缝带分布区域具有较好的优势,但是该方法对于患者肺部潜在病变区域图像背景噪声点的去除效果不好。文献[5]提出一种采用 MATLAB 图像工具箱的患者肺部潜在病变区域图像不规则纹理识别方法。该方法采用 MAT-

基金项目: 国家自然科学基金重点项目(61333019)

收稿日期: 2018-01-15 修回日期: 2018-03-28

LAB 图像工具箱对患者肺部潜在病变区域图像进行灰度化处理,对患者肺部潜在病变区域图像二值化处理求解获得裂纹长度,提取出患者肺部潜在病变区域图像纹理灰度等值线,获得图像纹理边界,在提出的修正方法下获得患者肺部潜在病变区域图像纹理裂纹真实宽度的近似值。该方法对于强度较弱的图像纹理提取效果不好,存在图像纹理识别误差大的问题。在以上两种方法的背景下,提出一种基于水平集分割的患者肺部潜在病变区域图像纹理识别方法。

2 患者肺部潜在病变区域图像纹理识别原理

首先对患者潜在肺部潜在病变区域图像进行预处理,利用迭代阈值分割方法对患者肺部潜在病变区域图像进行分割,采用形态学方法对图像进行闭运算和开运算,填补图像纹理孔洞,消除患者肺部潜在病变区域图像中毛刺以及孤立点。为了有效区分不同类型的患者肺部潜在病变区域图像纹理,利用投影方法依据不同纹理获得不同的投影特征,以此完成患者肺部潜在病变区域图像纹理识别。

患者肺部潜在病变区域图像模型假设是由具有灰度目标和背景目标构成,灰度区域与背景区域之间存在较大的差距,对此类患者肺部潜在病变区域图像可在灰度区域内选取适当的灰度阈值,将患者肺部潜在病变区域图像中各个像素点之间的灰度与阈值进行对比,若原始的肺部 CT 灰度图像选取 $f(i, j)$ 的阈值为 T ,则可利用下式完成患者肺部潜在病变区域图像 $g(i, j)$ 的分割

$$g(i, j) = \begin{cases} 1 & f(i, j) > T \\ 0 & f(i, j) < T \end{cases} \quad (1)$$

由患者肺部潜在病变区域图像分割操作生成二值图像,图像分割阈值选取过程如下:

1) 选取患者肺部潜在病变区域图像灰度区域的中值,将其作为初始值 T_1 ,将原始患者肺部潜在病变区域图像全部像素划分为前景区域和背景区域。

2) 分别对患者肺部潜在病变区域图像分割后的区域进行平均灰度值计算,采用前景、背景区域灰度值的平均值得到新的阈值。

3) 通过多次迭代,直至阈值变量达到分割精度要求,此时对应的阈值即为患者肺部潜在病变区域图像分割的最终结果,分割阈值迭代式为:

$$T_{i+1} = \frac{1}{2} \left[\left(\sum_{k=0}^T h_k \cdot k \right) / \sum_{k=0}^T h_k + \left(\sum_{k=T_{i+1}}^{L-1} h_k \cdot k \right) / \sum_{k=T_{i+1}}^{L-1} h_k \right] \quad (2)$$

式中 L 用于描述患者肺部潜在病变区域图像灰度级数量, h_k 表示灰度值为 k 的图像像素点数量,直到满足 $T_{i+1} \approx T_i$ 时迭代结束, T_i 表示求解获得的阈值。

利用形态学方法^[6]处理患者肺部潜在病变区域图像时,需要选取一个图像集合外,还需要一种用于搜索患者肺部潜在病变区域图像信息的结构元素,根据不断移动结构元素,提取出患者肺部潜在病变区域图像有用信息,标记图像集合

为 $f \oplus b$ 表示患者肺部潜在病变区域图像膨胀操作^[7],利用下式进行表示

$$f \oplus b = \{x \mid [(\hat{b})_x \cap f] \neq \varphi\} \quad (3)$$

式中 \hat{b} 表示 b 关于患者肺部潜在病变区域图像原点的映射,上式可描述为将 b 关于原点进行映射操作,获得 \hat{b} ,在此基础上对其平移 x ,当 f 与 \hat{b} 之间交集不为空时, b 相应的原点即为膨胀获得的患者肺部潜在病变区域图像像素集合 φ 。利用患者肺部潜在病变区域图像腐蚀操作^[8],利用下式进行表示

$$f \ominus b = \{x \mid (\hat{b})_x \subseteq f\} \quad (4)$$

上式是使平移后的 b 仍然放在包含在 f 内的 x 集合中。为了快速地对预处理后的肺部 CT 潜在病变区域图像进行处理,又可将患者肺部潜在病变区域图像不同纹理区别开来, M 表示投影向量总数,提取患者肺部潜在病变区域图像纹理的投影特征,将图像纹理信息由二维空间转换至一维空间,假设 X 和 Y 分别表示肺部 CT 图像 $I(i, j)$ 在水平方向上的投影向量,则有

$$X(j) = \sum_{i=1}^M I(i, j) \quad (5)$$

$$Y(j) = \sum_{i=1}^N I(i, j) \quad (6)$$

由以上两式可知,投影运算可视为统计肺部 CT 二值图像中灰度值为 1 的像素点,图像 X 轴投影可视为当 x 值是灰度值为 1 的像素点数量, Y 轴投影可视为当 y 值是灰度值为 1 的像素点数量,由此可获得患者肺部潜在病变区域图像不同纹理特征,有效识别患者肺部潜在病变区域图像不同纹理。

3 基于特征融合深度学习的图像纹理识别

3.1 患者肺部潜在病变区域图像预处理

利用数字影像重建技术对患者肺部潜在病变区域图像进行预处理,采用图像梯度方差加权信息熵算法自适应改变滤波器参数,对图像纹理背景纹理以及噪声进行有效抑制,具体过程如下所述:

为了有效模拟患者肺部潜在病变区域图像成像特点,采用数字影像重建方法^[9]依据肺部三维 CT 体数据自动生成二维 CT 灰度图像,采用光线投影算法^[10]将肺部 CT 体数据投影到二维图像空间中计算 X 线的强度值 I

$$I = I_0 \exp \left(- \sum_{i=0}^n \mu_i l_i \right) \quad (7)$$

其中 I_0 用于描述原始 X 线强度, μ_i 表示第 i 个肺部三维 CT 体素, l_i 表示 X 线穿过第 i 个肺部三维 CT 体素的长度。

利用巴特沃斯高通(BHPF)滤波器对患者肺部潜在病变区域图像进行预处理,抑制图像纹理造成的干扰,由于 BHPF 具有随着截止频率的不断增大对图像表面平滑效果越好的特点,图像纹理特征可以获得有效增强,利用下式给出 n 阶的 BHPF 滤波器

$$H(u, \nu) = \frac{1}{1 + (\sqrt{2} - 1) [D_0/D(u, \nu)]^n} \quad (8)$$

其中 D_0 表示截止频率, $D(u, \nu)$ 表示患者肺部潜在病变区域

图像加权信息熵。依据构建截止频率与患者肺部潜在病变区域图像加权信息熵之间的对应关系,调节不同背景下肺部CT图像的平滑效果。假设患者肺部潜在病变区域图像由255个灰度阶,则其相应的加权信息熵可利用下式表示为

$$H(S) = - \sum_0^{255} S p_s \lg p_s \quad (9)$$

式中 S 表示肺部CT图像中含有像素值的集合 p_s 表示 S 中灰度值 s 出现的频率。为使肺部CT图像表面纹理细节更加清晰,再次采用信息熵以及梯度方差对肺部CT图像表面随机纹理进行定量表征,利用下式表示患者肺部潜在病变区域图像梯度方差

$$\sigma^2 = \frac{1}{MN} (g_{i,j} - H(s))^2 \quad (10)$$

其中 $g_{i,j}$ 表示图像表面像素点数,患者肺部潜在病变区域图像的提取方差加权信息熵可利用表示描述为

$$\left\{ \sigma_s^2 = \frac{1}{N} (g_{i,j} - p_s)^2; H(s) = - \sum_{s=0}^{255} \sigma_s^2 \lg p_s \right. \quad (11)$$

其中 σ_s^2 表示肺部CT图像不同灰度下的梯度方差 N 表示相同灰度像素相应的数目。

3.2 患者肺部潜在病变区域图像纹理区域自动化分割

采用患者肺部潜在病变区域图像灰度全局信息自动化初始化水平集,局部能量函数由患者肺部潜在病变区域图像局部灰度拟合函数定义,为水平集的外部驱动能量,适用于分割肺部CT图像灰度不均匀区域。

利用梯度信息构造肺部CT图像梯度敏感项,并结合肺部CT图像局部能量项 $\xi(u, f_1, f_2)$,提出自动化水平集分割方法,利用下式定义肺部CT图像水平集能量泛函

$$E(u) = \xi(u, f_1, f_2) + \gamma \Phi(u, \Delta I) + \rho G(u, \Delta I) \quad (12)$$

式中 $\Phi(u, \Delta I)$ 表示肺部CT图像梯度敏感的外部能量函数, $G(u, \Delta I)$ 用于肺部CT图像梯度敏感的内部能量函数 γ 和 ρ 分别表示 $\Phi(u, \Delta I)$ 和 $G(u, \Delta I)$ 相应的权值 γ 较大时 $\Phi(u, \Delta I)$ 可将零水平集拉向图像纹理边界的作用增强 ρ 的值较大时 $G(u, \Delta I)$ 可将加快零水平集离开CT图像灰度区域的速度。

利用梯度下降法最小化肺部CT图像能量泛函 $E(u)$,获得水平集演化的速度函数

$$\partial u / \partial t = E(u) \varphi(\nabla I) + \rho \delta(u) + (\nabla^2 u - k) \quad (13)$$

其中,由参数 ε 控制了CT图像域内各点的驱动能量在速度函数中的权重 μ 表示符号距离函数。

为了有效矫正CT图像局部能量项导致的水平集演化错误,加快零水平集向图像纹理目标边界的运动速度 $H(-u)$,提出以下的CT图像梯度敏感的外部能量函数

$$\Phi(u, \nabla I) = \int_{\Omega} \text{sgn}(\Delta I) \varphi(\nabla I) H(-u) dx \quad (14)$$

$$\varphi(\nabla I) = e^{-b} H(-u) \quad (15)$$

式中 $\text{sgn}(\cdot)$ 表示符号函数 ΔI 用于描述由拉普拉斯算子描述的CT图像的二阶导数, $|\nabla I|$ 用于描述图像纹理梯度的模 $\varphi(\nabla I)$ 表示归一化的图像纹理梯度响应函数 b 表示梯度

敏感性因子。

为了有效提高水平集在患者肺部潜在病变区域图像灰度均匀区域的演化速度,以下设计了患者肺部潜在病变区域图像纹理梯度敏感的内部能量函数

$$G(u, \nabla I) = \int_{\Omega} \text{sgn}(k) g(\nabla I) H(-u) dx \quad (16)$$

$$g(\nabla I) = e^{-|\nabla I|/\alpha} \quad (17)$$

式中 $k = \text{div}(\nabla u / |\nabla u|)$ 表示演化曲线的曲率 $g(\nabla I)$ 表示归一化的图像纹理梯度响应函数 α 表示图像纹理梯度敏感因子。本文根据分割需要调节图像纹理梯度敏感因子,实现对患者肺部潜在病变区域图像纹理不同强弱边缘的分割提取。

3.3 特征融合深度学习模型

利用 Sobel 核和 Gabor 核融合患者肺部潜在病变区域图像中不同的纹理特征,获得患者肺部潜在病变区域图像纹理区域的轮廓信息和纹理信息,融合多种纹理特征,将融合结果输入到神经网络的 Softmax 层进行纹理识别。

为了有效解决病理以及噪声状态下肺部CT图像纹理识别问题,融合于不同纹理特征用于纹理识别,将患者肺部潜在病变区域图像纹理特征融合深度学习模型的卷积核函数描述为

$$f = \varphi(S + T) \quad (18)$$

其中 S 代表患者肺部潜在病变区域图像纹理形状卷积核, T 代表CT图像纹理卷积核。

为了获得患者肺部潜在病变区域图像纹理形状特征,应用 Sobel 滤波器对其进行滤波操作可得到图像纹理区域轮廓信息 $\partial x, \partial y$ 表示纹理区域轮廓长、宽度系数。假设输入患者肺部潜在病变区域图像为 $I(x, y)$,变量 $S_x(x, y), S_y(x, y)$ 定义为

$$\left\{ S_x(x, y) = \frac{\partial I(x, y)}{\partial x}; S_y(x, y) = \frac{\partial I(x, y)}{\partial y} \right. \quad (19)$$

由于 Gabor 滤波器对图像噪声具有较强的滤波效果,因此将二维 Gabor 滤波器视为一个卷积核,构成患者肺部潜在病变区域图像多个方向的纹理特征,即

$$T(x, y) = f \exp[2\pi j(U_x + V_y)] \quad (20)$$

其中 U_x 和 V_y 分别表示输入患者肺部潜在病变区域图像的空间频率。利用下式给出卷积神经网络

$$C = \varphi(I(x, y) * f + b) \quad (21)$$

式中 φ 表示激励函数,将全部患者肺部潜在病变区域图像纹理特征输入到 Softmax 层进行患者肺部潜在病变区域图像纹理识别。

4 实验结果与分析

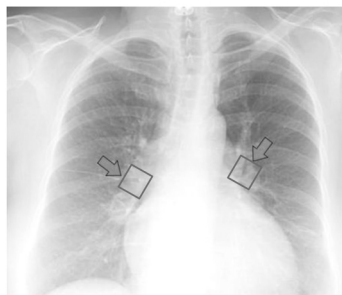
为了验证本文提出基于水平集分割的患者肺部潜在病变区域图像纹理识别方法的综合有效性,需要进行一次实验。实验图像来源于某临床数据集,患者肺部潜在病变区域图像分辨率为 512×512 ,不同患者肺部图像纹理识别方法在

Matlab R2015b 平台实现,计算机仿真配置为 2 Intel Xeon (R) 3.07GHz CPUs。

采用上述方法进行仿真,采用数字影像重建方法依据肺部三维 CT 体数据自动生成二维 CT 灰度图像的效果,如图 1 所示,由图 1 可以看出,利用巴特沃斯高通(BHPF)滤波器对患者肺部潜在病变区域图像进行预处理后,患者肺部潜在病变区域图像背景噪声相比原始采集的患者肺部潜在病变区域图像背景噪声小了。可以看出图 1(a)中噪声点几乎全部清除,由于 BHPF 具有随着截止频率的不断增大对图像表面平滑效果越好的特点,图像纹理特征可以获得有效增强,具有较好的滤波功能。



(a)原肺部潜在病变区域CT图像



(b)滤波处理后的患者肺部潜在病变区域图像

图 1 肺部 CT 图像与其滤波后的图像

需要注意的是,为了避免在多尺度下将患者肺部潜在病变区域图像纹理的边缘信息丢失,依据分割需要调节图像梯度敏感因子,否则获得的肺部 CT 图像纹理轮廓尺度将被人为地引入了误差,患者肺部潜在病变区域图像纹理区域分割的效果如图 2 所示。

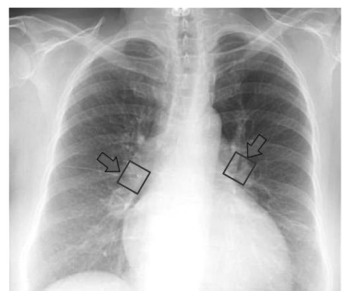


图 2 患者肺部潜在病变区域图像纹理区域分割操作效果

由图 2 可知,采用融合患者肺部潜在病变区域图像局部能量和纹理梯度的水平集分割方法,依据分割需要调节图像梯度敏感因子对纹理区域进行分割操作后获得了完整的肺部 CT 图像纹理轮廓。

5 结论

本文提出一种基于水平集分割的患者肺部潜在病变区域图像纹理识别方法。利用数字影像重建技术对患者肺部潜在病变区域图像进行预处理,采用图像梯度方差加权信息熵算法自适应改变滤波器参数,对图像纹理背景纹理以及噪声进行有效抑制。采用水平集分割方法,局部能量项强调患者肺部潜在病变区域图像的局部信息,调节图像梯度敏感因子对纹理区域进行分割操作后获得了完整的肺部 CT 纹理图像纹理轮廓。利用 Sobel 核和 Gabor 核融合多种纹理特征,有效提高了图像纹理识别精度。

参考文献:

- [1] 尹阳,刘君. 重击下颅骨 CT 图像裂痕区域检测方法研究[J]. 计算机仿真, 2016, 33(12): 366-369.
- [2] 吴丽,李航,薛玉君. 基于形态学的不完全性骨折 CT 图像裂痕定位[J]. 光学技术, 2017, 43(4): 359-363.
- [3] 王慧倩,等. 基于 Hessian 矩阵和熵的 CT 序列图像裂缝分割方法[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(8): 1800-1807.
- [4] 赵万金,周春雷. 基于 Contourlet 变换的图像增强技术识别裂缝[J]. 岩性油气藏, 2017, 29(3): 103-109.
- [5] 李航,周国斌,王传光. 应用 MATLAB 图像工具箱的不规则裂纹检测[J]. 计算机工程与应用, 2016, 52(5): 209-214.
- [6] 王媛媛,周涛,吴翠颖. 基于卷积神经网络的 PET/CT 多模态图像识别研究[J]. 电视技术, 2017, 41(3): 88-94.
- [7] 王青竹,孙娜,王斌. 张量模式三维主动外观模型及其在肺 CT 图像分割中的应用[J]. 模式识别与人工智能, 2015, 28(8): 750-759.
- [8] 宋强,等. 基于渗透算法和改进型 OPTA 的裂纹检测算法[J]. 计算机工程与应用, 2017, 53(6): 200-203.
- [9] 张玉璞,杨旗,张旗. 基于计算机视觉的图像多尺度识别方法[J]. 计算机应用, 2015, 35(2): 502-505.
- [10] 高红刚,等. 机器视觉疲劳裂纹扩展试验裂纹测量系统标定方法[J]. 浙江工业大学学报, 2017, 45(1): 99-103.

[作者简介]



李 杨(1986-)男(汉族)辽宁省抚顺市人,博士生,研究领域:医学图像分析,机器视觉;
梁 炜(1974-)女(汉族)内蒙古赤峰市人,研究员,博士生导师,研究领域:工业无线网络,无线传感器网络,医学信号与信号处理;

谈金东(1970-)男(汉族)山东省济南市人,教授,博士生导师,研究领域:医疗手术机器人,躯感网与数字医疗,图像处理。