

一种新策略的肺结节检测算法

邱 实^{1,2}, 汶德胜¹, 冯 筠³, 崔 莹⁴

(1. 中国科学院西安光学精密机械研究所, 陕西西安 710119; 2. 中国科学院大学, 北京 100049;
3. 西北大学信息科学与技术学院, 陕西西安 710127; 4. 武警工程大学装备工程学院, 陕西西安 710086)

摘 要: 针对计算机在肺部 CT 肺结节辅助检测过程中, 二维 CT 图像序列血管横截面与肺结节成像特征类似, 导致无法有效检测的问题, 提出新策略的肺结节检测算法. 以格式塔心理学为基础, 以去除血管的新策略间接的对肺结节进行检测. 实验结果表明, 本算法可有效降低血管对肺结节检测的影响, 从而提高肺结节的检测精度.

关键词: 格式塔原理; 血管; 肺结节

中图分类号: TP391. 41 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2016)06-1413-07
电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2016.06.023

A New Strategy Lung Nodules Detection Algorithm

QIU Shi^{1,2}, WEN De-sheng¹, FENG Jun³, CUI Ying⁴

(1. Xi'an Institute of Optics and Precision Mechanics of CAS, Xi'an, Shaanxi 710119, China;
2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;
3. School of Information Science and Technology Engineering, Northwestern University, Xi'an, Shaanxi 710127, China;
4. College of Equipment Engineering, Engineering University of Chinese Armed Police Force, Xi'an, Shaanxi 710086, China)

Abstract: When lung nodules are detected in lung CT by computers, the vessel cross section and lung nodule have similar imaging characteristics in the two-dimensional CT image sequence, resulting in unable to detect problems precisely. We employed a new strategy for the lung nodules detection algorithm, which is based on the Gestalt psychology. This method can detect lung nodules indirectly by removing blood vessels. The experimental results show that, this algorithm can effectively reduce the influence of blood vessels on lung nodule detection, so as to improve the accuracy of detection of lung nodules.

Key words: Gestalt principles; blood; lung nodules

1 引言

肺结节是肺癌的早期形态, 随着时间的推移部分肺结节发生恶性病变(血管粘连、体积变大等)转化为肺癌, 严重威胁着人类的健康. 对其早发现早治疗会大幅度降低发展为肺癌的可能性. 所以肺结节的准确诊断是非常重要的. 目前观察肺部主要是通过计算机断层扫描产生数以百计的高分辨率图像 CT 图像序列, 而肺结节仅占极少图片的极小区域, 如果仅凭医生肉眼识别肺结节, 工作量大并且容易漏诊误诊. 所以通过借助于计算机对肺结节辅助检测是当前研究的热点. 又因为肺结节是类似球型的区域(一般直径 1~15mm), 在肺部二维 CT 图像中呈现局部高亮、高密度的类圆形区域, 与血管横断面成像特征相似. 无法有效区分, 所以

准确提取肺结节也是当前研究的难点.

目前, 肺结节检测算法主要思路集中在从肺结节的角度的角度进行分割、特征提取. Nie S 和刘慧等^[1,2]利用二维模糊聚类的方法根据灰度差异, 提取感兴趣区域 (ROI, Region Of Interest), 根据肺结节特征进行判断, 确定肺结节区域. Chen N^[3]根据肺结节在二维 CT 上是类圆形的形态特征, 建立二维模型对结节区域进行提取. 以上算法仅从二维的角度, 利用结节特征进行分析, 无法抑制血管对其检测的干扰, 导致假阳高. El-Baz A^[4]等根据肺结节在三维类球型特征, 选取种子点三维生长. 可以区分血管和肺结节的区域, 假阳相比二维检测大幅度降低, 但仅能检测出孤立的肺结节, 对血管粘连型肺结节无法检测. 综上所述, 血管是肺结节检测的主要干扰, 单从肺结节特征角度无法有效区分血管和结

节.而血管具有贯穿性、连续性等特征可以用于区分.所以本文从血管角度进行分析和去除血管,实现肺结节更好的检测.

2 本文算法

2.1 格式塔原理

格式塔心理学派研究表明:人们看到物体是眼、脑共同作用的结果,不是单独看待每一个个体,而是将其整体考虑,眼睛通过人脑将各个单位按照某种关系整合、简化,使之变为知觉上易于处理的整体.

根据格式塔原理,首先对肺部 CT 图像序列去噪、提取肺实质等预处理,将肺部与背景区分开,图像序列初步简化;然后通过优化的高斯双模型对图像分割,得到 ROI(包含肺结节、血管等),图像序列再次简化;再根据格式塔连续性、整合性原则,对轴位 CT 图像序列建立各向同性数据体,滤除大量血管 ROI;最后精确提取结节 ROI,根据分类性,利用结节特征判别得到结节区域并标注.

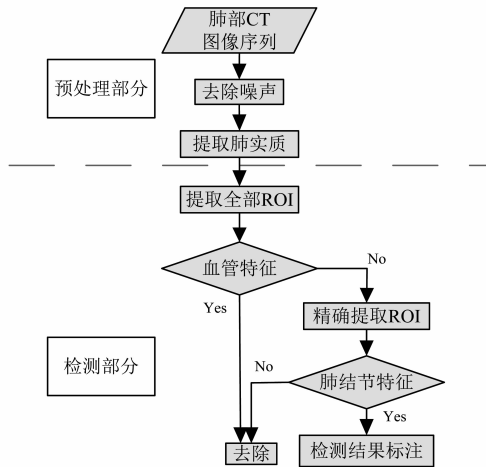


图1 肺结节检测流程

2.2 优化的高斯双模型

目前肺结节检测的主流算法大部分需对图像序列进行分割提取 ROI.主要有 Reeves A P^[5]通过经验设定固定阈值进行分割.OTSU 法^[6]通过统像素点分布关系进行分割. McIntosh C^[7]以肺部空间形态进行分割. Ray Liu^[8]等人提出高斯混合模型算法,用多个高斯模型的加权求和来模拟实际情况,能在一定程度上对噪声进行抑制.

根据文献^[9],肺部 CT 主要包含椒盐噪声,中值滤波可很好的去除.通过试验肺部 CT 图像灰度分布数据统计(如图 2),从空间角度肺部大部分为气体组织,小部分为血管和肺结节组成.从灰度角度气体组织和血管、肺结节存在着差异,分布曲线类似两个高斯曲线叠加(如图 3).综合考虑肺部空间特征和 CT 图像特征,本

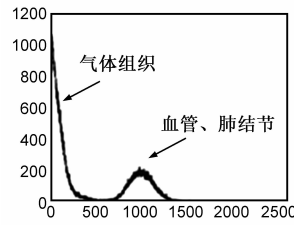


图2 肺部图像灰度分布图

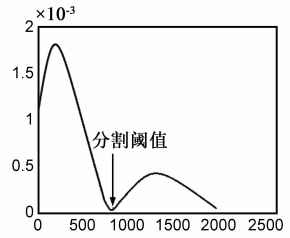


图3 高斯双模型模拟的曲线

文采用高斯双模型算法来拟合高斯曲线,以两个高斯模型交汇处为分割阈值实现分割.高斯混合模型分布函数如下:

$$p(x | \lambda) = \sum_{i=1}^M p_i b_i(x) \tag{1}$$

$$b_i(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_i} e^{-\frac{(x-\mu_i)^2}{2\sigma_i^2}} \tag{2}$$

其中 M 是高斯混合模型的混合数, p_i 是混合系数, x 是灰度值, $p(x | \lambda)$ 是高斯混合密度, λ 完整参数集, $b_i(x)$ 是单个高斯密度分布函数. μ_i 和 σ_i 是高斯密度分布函数的参数.

期望最大化 (Expectation Maximization, EM) 算法可确定参数 p_i, μ_i 和 σ_i . 该算法由 Dempster, Laird 和 Rubin 提出,用于不完全数据集进行最大似然估计的算法.此算法需对图像每个像素点进行迭代运算,运算量大、效率低.

根据肺部 CT 值分布在有限的灰度级范围,并且区域与区域之间有着一定的差异,在此基础上,我们对其求解过程进行优化.以肺部 CT 灰度级为单位进行统计,公式优化如下:

$$Z_{ix}^{(m)} = \frac{p_i b_i(x)}{p(x | \lambda)} \tag{3}$$

$$p_i^{(m+1)} = \frac{1}{N} \sum_{x=1}^G h(x) Z_{ix}^{(m)} \tag{4}$$

$$\mu_i^{(m+1)} = \frac{1}{N p_i^{(m+1)}} \sum_{x=1}^G h(x) Z_{ix}^{(m)} x \tag{5}$$

$$\sigma_i^{2(m+1)} = \frac{1}{N p_i^{(m+1)}} \sum_{x=1}^G h(x) Z_{ix}^{(m)} (x - \mu_i^{(m+1)})^2 \tag{6}$$

其中灰度级总数 G, N 为图像处理的像素总数, m 为迭代的次数, $h(x)$ 为像素值为 x 时对应像素点的数量.

由于采用 CT 灰度级代替灰度值统计,导致分割阈值与最优的分割阈值存在一定的差异,对于灰度相似的交界点上分割效果有些影响,但速度上已有了很大提高.

2.3 血管特征提取

通过优化的高斯双模型分割得到大量 ROI(血管、结节等)区域.在 ROI 中许多血管横断面与结节断面的形态和灰度值及其相似,无法从二维图像对血管和结

节区分,而且依据肺结节特征对于血管粘连的肺结节检测难度大.根据格式塔整合原理:血管具有连续性、贯穿性、圆柱型结构等特点,可从血管角度对血管进行整合间接解决此问题.



图4 肺结节示意图

图5 血管示意图

在 CT 图像序列中,需增强血管区域,抑制其他区域.目前最有效最常见的算法均是基于 Hessian 矩阵的.其特征值的滤波器可突出强化血管连续性、圆柱型结构. Hessian 矩阵由图像 $f(x)$ 中体素 P 点的二阶偏导组成. 矩阵公式如下:

$$H(P) = \begin{pmatrix} f_{xx} & f_{xy} & f_{xz} \\ f_{yx} & f_{yy} & f_{yz} \\ f_{zx} & f_{zy} & f_{zz} \end{pmatrix} \quad (7)$$

由于肺部具有各向同性,即从任意方向观察体素包含的性质是相同的.而 CT 断层扫描层间距和图像分辨率不一致,要对其进行内插修正才能反映肺部真实情况.在此,综合周边像素值和计算量的影响,采用线性插值对像素值修正(如图 6)公式如下,其中 G 为插值点坐标, I_z, P_x 分别为轴位图像层厚和像素间距,其二者不相等时,按照如下算法差值,相等时,不插值.

$$f(G) = \frac{(I_z - P_x)f(P) + f(P_{(z-1)})P_x}{I_z} \quad (8)$$

以修正后的像素值为基准构建 Hessian 矩阵,其构建过程参考文献[12],计算 3 个特征值 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ (满足 $|\lambda_1| \leq |\lambda_2| \leq |\lambda_3|$)和特征向量 ν_1, ν_2, ν_3 ,代表不同方向运动趋势,如图 7 所示.对于血管这样的管状结构,在 CT 图像中呈现高亮区域,沿血管方向局部灰度变化不

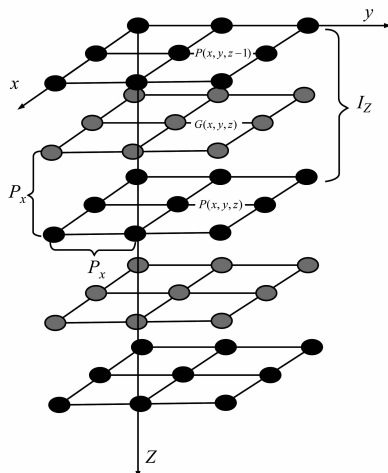


图6 各项同性数据

大,而剖面方向变化剧烈,则满足 $|\lambda_3| \approx |\lambda_2| \gg |\lambda_1| \approx 0$.

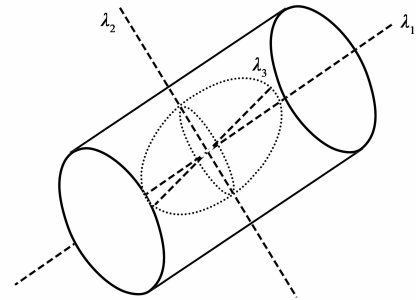


图7 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ 方向图

以 Hessian 矩阵为基础,衍生出 Lorenz^[10]、Sato^[11]和 Frangi^[12]构造的经典滤波器结构.后续 Jinzhu Yang 等^[13-15]在以上三种滤波器基础上针对不同类型的血管从速度和性能上进行优化,都起到了较好的效果.本文对比三种经典滤波器,最终选择 Frangi 滤波器,充分利用 Hessian 矩阵三个特征值抑制噪声,在不影响肺结节检测的基础上对肺部血管增强. Frangi 滤波器是在 Hessian 基础上引入比例系数 R_1 区分平面结构和管形结构, R_2 用于识别球形结构, S 用于去除噪声, α, β 用于控制 R_1, R_2 和 S 的灵敏度,本文中选取 α, β 为 0.5. 实现血管的增强并对结节抑制,为后续肺结节检测做铺垫.

$$\nu(\sigma) = \begin{cases} 0, \lambda_1 > 0 \ \lambda_3 > 0 \\ \left(1 - \exp\left(-\frac{R_1^2}{2\alpha^2}\right)\right) \exp\left(-\frac{R_2^2}{2\beta^2}\right) \left(1 - \exp\left(-\frac{S^2}{2c^2}\right)\right) \end{cases} \quad (9)$$

$$R_1 = \left| \frac{\lambda_2}{\lambda_3} \right|, R_2 = \frac{|\lambda_1|}{\sqrt{|\lambda_2 \lambda_3|}} \quad (10)$$

$$S = \sqrt{\lambda_1^2 + \lambda_2^2 + \lambda_3^2} \quad (11)$$

利用式(9)对图像进行滤波,因为肺部图像中血管、结节等腔体仅占小部分区域,而这些区域绝大部分都在提取后的 ROI 中.若采用 Frangi 滤波器直接对所有图像序列像素点进行滤波,耗时多,效率低.可在提取后的 ROI 基础上进行滤波,在不影响检测效果的同时快速对血管增强.

2.4 肺结节区域提取

通过 Frangi 滤波,血管区域增强,肺结节区域被抑制.但根据血管粗细、灰度值强弱不一致,导致增强的程度也不一样,所以单阈值无法准确区分血管和结节.而血管区域的像素值应为局部较大值,可根据各 ROI 特征矢量间距离进行聚类.近年来,对聚类的研究包括:C 均值聚类^[1,16],最小生成树^[17],线性判别聚类^[18]等算法.其中模糊 C 均值聚类算法(Fuzzy C Means clustering, FCM)是目前应用最为广泛的图像分割算法.它将

模糊性应用到像素隶属判断,符合人类感知特性、便于实现等优点. 刘慧^[1]等对 FCM 算法进行改进,并成功应用到肺结节检测方面. 抑制噪声,提取肺结节. 本文按照文献[1]算法先对滤波后的 ROI 进行聚类,血管区域的像素点予以去除. 然后将剩余的 ROI 对应原图像素点区域再次聚类(主要针对血管粘连的恶性肺结节的分割),得到疑似肺结节 ROI. 由于运算区域相比整幅图像大幅度降低,使迭代次数下降,运算速度快.

以图像学特征和医学特征出发,选取四组共计 64 维影像特征^[19],对肺结节 ROI 进行检测,最终得到肺结节区域进行标注.

3 实验及结果分析

实验采用 International Early Lung Cancer Action Project^[20] 和美国肺影像数据库协会^[21] 数据库 50 套肺部 CT 数据和 2014 年 13 套医院直接采集的肺部 CT 数据. 以 2 名专业医师对血管进行标注,对于肺结节(直径 2-5mm)采用独立盲法标记作为检测依据(金标准).

3.1 图像分割

本文提出的优化双高斯混合模型算法与 OTSU 法、空间信息算法、传统高斯双模型算法分割结果与医师标注的血管、肺结节比较. 使用面积交迭度^[22] (Area Overlap Measure, AOM) 衡量分割效果的评价指标,定义为:

$$AOM(A, B) = \frac{S(A \cap B)}{S(A \cup B)} \times 100\% \quad (12)$$

其中 AOM 是面积交迭度, A 为标准图像, B 为分割结果图像, S(·) 表示对应区域的像素点数, AOM 值越大表明分割效果越好.

根据表 1, 优化高斯双模型算法综合考虑像素值与肺部数据的空间特点, AOM 优于文献[6, 7]算法, 但采用灰度级代替灰度值使得分割效果略低于传统高斯双模型算法, 但运算速度大幅度下降, 可用于临床使用. 优化高斯双模型在分割效果上略低于传统高斯双模型算法. 通过分析图像可知, 对于灰度值较暗血管末梢或者肺结节, 由于集中在分割点附近, 而优化算法得出的阈值在小范围内存在一定的偏差, 导致分割效果略低.

表 1 算法效果对比表

算法	AOM	时间(s/幅)
OTSU ^[6]	75%	0.5
空间信息算法 ^[7]	81%	0.2
传统高斯双模型算法 ^[8]	94%	10
优化高斯双模型算法	91%	0.3

3.2 血管增强效果比较

目前主流血管增强滤波器均是在 Lorenz, Sato 和 Frangi 算法基础上改进而成. 对于不同类型的血管数据检测效果不同.

为验证检测肺部血管有效性, 选取来自不同扫描时间、不同层厚、层间距的 30 条具有典型性的肺部血管(直径 1~10mm) 进行滤波增强. 在各向同性优化 Hessian 矩阵基础上, 对比三种滤波器在参数最优的条件下的性能, 引入响应面积 (Response Area, RArea) 衡量滤波器响应范围; 响应衰减率 (Response decay rate, DRate, 能量衰减到原来 70% 所需距离) 来衡量滤波器响应的灵敏度 (图 8). 两者均越小越好.

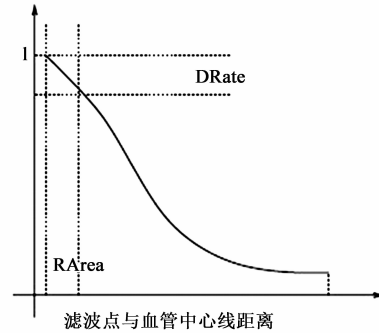


图8 滤波器响应示意图

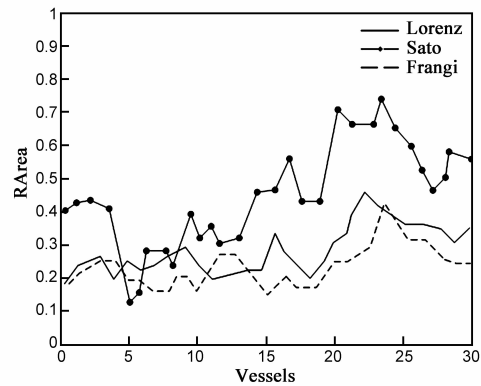


图9 RArea响应对比图

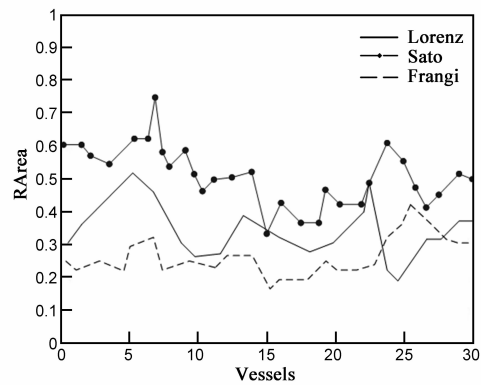


图10 DRate响应对比图

根据图 9、10 分析: Frangi 滤波器利用三个特征值抑制噪声, 综合考虑血管形状, 增强效果好. Lorenz 滤波器仅选用部分特征值, 导致相似结构区别表达弱; Sato

滤波器对特征值大小直接排序,对于血管表达式不唯一,对于不同粗细血管适应性不强.

3.3 肺结节检测效果

对比 LDA^[18] 和 FCM^[1] 算法将提取特征后的 ROI 区域进行分类的结果,利用肺结节的特征 64 维判别. 引入 ROC 性能指标:ROC 曲线下面积 (Area Under Curve, AUC) 来评价检测结果和分类器性能. FCM 算法充分考虑空间分布关系,如图 11 可知 FCM 算法 AUC 大于 LDA 算法,因此本文采用 FCM^[1] 算法.

3.4 算法显示效果

如表 2 所示,本文提出算法对于孤立、肺壁相连、血管粘连的肺结节均可以检测到. 主要流程为:(1)CT 图像序列,经过优化的高斯双模型分割得到包含血管、肺结节等高亮的 ROI. (2)疑似血管区域增强,聚类得到血管 ROI,对应原图去除. (3)不是血管 ROI 进行聚

类、边界修补(主要针对血管粘连的恶性肺结节),得到修补的结节 ROI,通过肺结节特征进行判别并标注. 最终显示肺结节的三维图形.

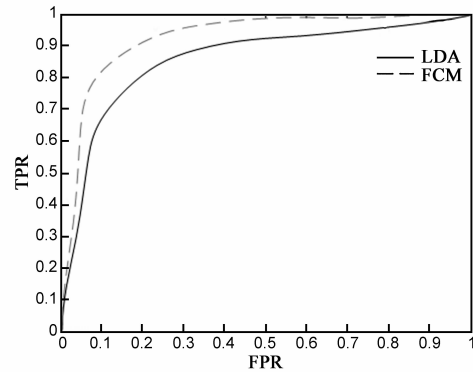


图 11 ROC 曲线

表 2 算法效果图

肺结节种类	CT原图	包含血管、肺结节等高亮ROI	疑似血管ROI	对应原图去除	修补的结节ROI	肺结节三维显示
孤立的肺结节						
肺壁相连的肺结节						
血管粘连的肺结节						

4 总结

文章针对计算机检测肺结节假阳高,血管和肺结节不能有效区分的问题. 以格式塔心理学为基础,提出根据血管的判别间接对肺结节检测的新策略,通过临床试验,能够检测肺结节,排除了大量血管的干扰,准确度高,但对于面积小、灰度值低的肺结节的检测,需要后续进一步研究.

参考文献

[1] 刘慧,张彩明,邓凯,等. 改进局部自适应的快速 FCM 肺

结节分割方法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2014,26(10):1727-1736.

Liu Hui,Zhang Caiming,Deng Kai,et al. Research on fast FCM pulmonary nodule segmentation algorithm using improved self-adaption[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics,2014,26(10):1727-1736. (in Chinese)

[2] Nie S,Li L,Wang Y,et al. A segmentation method for sub-solid pulmonary nodules based on fuzzy c-means clustering [A]. 2012 5th International Conference on Biomedical Engineering and Informatics (BMEI) [C]. Chongqing,PRC:

- IEEE, 2012. 169 – 172.
- [3] Chen N, Liu G, Liao Y, et al. Research on computer-aided diagnosis of lung nodule [A]. 2014 IEEE Workshop on Electronics, Computer and Applications (IWCA) [C]. Ottawa ON; IEEE, 2014. 1019 – 1022
- [4] El-Baz A, Elnakib A, Abou El-Ghar M, et al. Automatic detection of 2D and 3D lung nodules in chest spiral CT scans [J]. International Journal of Biomedical Imaging, 2013, 11(10): 1751 – 1762
- [5] Reeves A P, Chan A B, Yankelevitz D F, et al. On measuring the change in size of pulmonary nodules [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2006, 25(4): 435 – 450.
- [6] 吴成茂. 基于后验概率熵的正则化 Otsu 阈值法 [J]. 电子学报, 2013, 41(12): 2474 – 2478.
Wu Chengmao. Regularization Otsu's thresholding method based on probability entropy [J]. Acta Electronica Sinica, 2013, 41(12): 2474 – 2478. (in Chinese)
- [7] McIntosh C, Hamarneh G. Medial-based deformable models in nonconvex shape-spaces for medical image segmentation [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2012, 31(1): 33 – 50.
- [8] Huai Li, Yue Wang, K J Ray Liu, et al. Computerized radiographic mass detection—Part I: Lesion site selection by morphological enhancement and contextual segmentation [J]. IEEE Transactions on Medical Images, 2001, 20(4): 289 – 301.
- [9] 郭薇, 魏颖, 周翰逊, 等. 基于混合分类的肺结节检测算法 [J]. 东北大学学报 (自然科学版), 2008, 29(11): 1528 – 1531.
Guo Wei, Wei Ying, Wei Hanxun, et al. A detection algorithm based on hybrid classification for pulmonary nodules [J]. Journal of Northeastern University (Natural Science), 2008, 29(11): 1528 – 1531. (in Chinese)
- [10] Lorenz C, Carlsen I C, Buzug T M, et al. Multi-scale line segmentation with automatic estimation of width, contrast and tangential direction in 2D and 3D medical images [A]. CVRMed-MRCAS '97 [C]. Grenoble, France; Springer Berlin Heidelberg, 1997. 233 – 242.
- [11] Sato Y, Nakajima S, Shiraga N, et al. Three-dimensional multi-scale line filter for segmentation and visualization of curvilinear structures in medical images [J]. Medical Image Analysis, 1998, 2(2): 143 – 168.
- [12] Frangi A F, Niessen W J, Vincken K L, et al. Multiscale vessel enhancement filtering [A]. Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention-MICCAI '98 [C]. Cambridge MA, USA; Springer Berlin Heidelberg, 1998. 130 – 137.
- [13] Yang J, Ma S, Sun Q, et al. Improved Hessian multiscale enhancement filter [J]. Bio-medical Materials and Engineering, 2014, 24(6): 3267 – 3275.
- [14] Kumar R P, Albrechtsen F, Reimers M, et al. 3D multiscale vessel enhancement based centerline extraction of blood vessels [A]. Medical Imaging 2013: Imaging Processing, 2013 [C]. Lake Buena Vista (Orlando Area), Florida, USA; SPIE, 2013.
- [15] 陈瑞, 孙静宇, 林喜荣, 等. 利用多光谱图像的伪造虹膜检测算法 [J]. 电子学报, 2011, 39(3): 710 – 713.
Chen Rui, Sun Jingyu, Lin Xirong, et al. An algorithm for fake irises detection using multi-spectral images [J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(3): 710 – 713. (in Chinese)
- [16] 蒋亦樟, 邓赵红, 王骏, 等. 熵加权多视角协同划分模糊聚类算法 [J]. 软件学报, 2014, 25(10): 2293 – 2311.
Jiang Yizhang, Deng Zhaohong, Wang Jun, et al. Collaborative partition multi-view fuzzy clustering algorithm using entropy weighting [J]. Journal of Software, 2014, 25(10): 2293 – 2311. (in Chinese)
- [17] 李翔宇, 王开军, 等. 基于网格最小生成树的聚类算法选择 [J]. 模式识别与人工智能, 2013, 26(1): 34 – 41.
Li Xiangyu, Wang Kaijun, et al. Selection of clustering algorithms based on Grid-MST [J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2013, 26(1): 34 – 41. (in Chinese)
- [18] 汝佳, 陈莉, 房鼎益. 一种 LDA 和聚类融合的 SVM 多类分类方法 [J]. 西北大学学报 (自然科学版), 2014, 44(4): 559 – 562.
Ru Jia, Chen Li, Fang Dingyi. SVM multi-class classification based on LDA and clustering [J]. Journal of Northwest University (Natural Science), 2014, 44(4): 559 – 562. (in Chinese)
- [19] 陈胜, 李莉. 一种全新的基于胸片计算机辅助检测肺结节方案 [J]. 电子学报, 2010, 38(5): 1211 – 1216.
Cheng Sheng, Li Li. A new computer aided diagnostic scheme for lung nodule detection on chest radiographs [J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(5): 1211 – 1216. (in Chinese)
- [20] VIA/I-ELCAP. International Early Lung Cancer Action Project [DB/OL]. <http://www.via.cornell.edu/lung-db.html>, 2014-03-01
- [21] Armato III S G, McLennan G, Bidaut L, et al. The lung image database consortium (LIDC) and image database resource initiative (IDRI): A completed reference database of lung nodules on CT scans [J]. Medical Physics, 2011, 38(2): 915 – 931.
- [22] 孙锐, 陈军, 高隽. 基于显著性检测与 HOG-NMF 特征的快速行人检测方法 [J]. 电子与信息学报, 2013, 35(8): 1921 – 1926.
Sun Rui, Chen Jun, Gao Jun. Fast pedestrian detection based on saliency detection and HOG-NMF features. [J] Journal of Electronics & Information Technology, 2013, 35

(8):1921 – 1926. (in Chinese)

作者简介



邱 实 男,1986 年生,助理研究员,博士研究生,研究方向:图像处理、模式识别.
E-mail:qiushi215@163.com



汶德胜 男,1965 年生,研究员,博士生导师.主要研究方向为光电成像技术,电子技术,图像处理等.
E-mail:ven@opt.ac.cn



冯 筠 女,1972 年生,教授,博士生导师.研究方向:智能信息处理,机器学习,医学影像分析.
E-mail:fengjun@nwu.edu.cn



崔 莹 女,1981 年生,讲师,博士研究生.研究方向:光学系统设计,图像处理.
E-mail:cuiying@opt.cn