

✧ 医学物理与工程学

Value of fusion of MRI texture features in diagnosis of prostate cancer

HAN Yongsen¹, HAN Baosan², SUN Jingwen¹, SONG Chengli¹, YAN Shiju^{1*}

(1. School of Medical Instrument and Food Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China; 2. Department of Surgery, Xinhua Hospital Affiliated to Shanghai Jiao Tong University School of Medicine, Shanghai 200092, China)

[Abstract] **Objective** To explore the value of three-dimensional optimization of threshold local ternary pattern (LTP) texture features, conventional texture features and grayscale statistical features fusion features for diagnosis of prostate cancer. **Methods** The peripheral zone of prostate was segmented from multi-sequence MR images. The optimization of the threshold LTP texture features, the conventional texture features and the grayscale statistical features was extracted. The fusion features were classified with Adaboost algorithm. The diagnostic efficacy was analyzed. **Results** AUC of three-dimensional optimization of the threshold LTP fusion texture feature for predicting prostate cancer was 0.79 ± 0.04 , and the sensitivity, specificity and accuracy was 78.31% (65/83), 80.81% (80/99) and 79.67% (145/182), respectively. The AUC of conventional texture features for predicting prostate cancer was 0.71 ± 0.04 , and the sensitivity, specificity and accuracy was 72.29% (60/83), 81.82% (81/99), 77.47% (141/182), respectively. The AUC of grayscale statistical features for predicting prostate cancer was 0.80 ± 0.04 , and the sensitivity, specificity and accuracy was 78.31% (65/83), 82.83% (82/99), 80.77% (147/182), respectively. The AUC of fusion features for predicting prostate cancer was 0.87 ± 0.04 , and the sensitivity, specificity and accuracy was 86.75% (72/83), 88.89% (88/99) and 87.91% (160/182), respectively. **Conclusion** The diagnostic efficacy of prostate cancer can be effectively improved by fusing local ternary patterns features, conventional texture features and grayscale statistical texture features.

[Keywords] prostatic neoplasms; adaptive threshold; local ternary pattern; magnetic resonance imaging; texture feature
DOI:10.13929/j.1003-3289.201810026

MR 图像纹理特征融合诊断前列腺癌

韩勇森¹, 韩宝三², 孙京文¹, 宋成利¹, 闫士举^{1*}

(1. 上海理工大学医疗器械与食品学院, 上海 200093; 2. 上海交通大学医学院附属新华医院普外科, 上海 200092)

[摘要] **目的** 探讨三维空间自适应局部三元模式(LTP)纹理特征、常规纹理特征以及灰度统计特征融合用于诊断前列腺癌的价值。**方法** 从MRI中分割出前列腺外周带,提取自适应LTP融合纹理特征、常规纹理特征和灰度统计特征,采用Adaboost算法分别获得每个特征族群以及3个族群特征融合的模型,计算对前列腺癌的诊断效能。**结果** 三维空间自适应LTP融合纹理特征诊断前列腺癌的AUC为 0.79 ± 0.04 ,敏感度为78.31%(65/83),特异度为80.81%(80/99),准确率为79.67%(145/182);常规纹理特征诊断前列腺癌的AUC为 0.71 ± 0.04 ,敏感度为72.29%(60/83),特异度为81.82%(81/99),准确率为77.47%(141/182);灰度统计特征诊断前列腺癌的AUC为 0.80 ± 0.04 ,敏感度为

[第一作者] 韩勇森(1993—),男,山西运城人,在读硕士。研究方向:医学图像处理。E-mail: 1120147174@qq.com

[通信作者] 闫士举,上海理工大学医疗器械与食品学院,200093。E-mail: yanshiju@usst.edu.cn

[收稿日期] 2018-10-08 [修回日期] 2019-03-17

78.31%(65/83), 特异度为 82.83%(82/99), 准确率 80.77%(147/182); 融合特征诊断前列腺癌的 AUC 为 0.87±0.04, 敏感度为 86.75%(72/83), 特异度为 88.89%(88/99), 准确率为 87.91%(160/182)。结论 通过融合局部三元模式特征、常规纹理特征、灰度统计特征, 可有效提高诊断前列腺癌的效能。

[关键词] 前列腺肿瘤; 自适应阈值; 局部三元模式; 磁共振成像; 纹理特征

[中图分类号] R737.25; R445.2 [文献标识码] A [文章编号] 1003-3289(2019)05-0769-05

在欧美, 前列腺癌(prostate cancer, PCa)是一种常见的恶性肿瘤, 死亡率仅次于肺癌^[1]。早期诊断 PCa 对于患者意义重大。超声引导下经直肠穿刺活检是诊断 PCa 的金标准, 由于我国前列腺穿刺活检阳性率较低, 导致部分患者接受不必要的穿刺活检^[2]。随着计算机辅助诊断(computer assisted diagnosis, CAD)技术快速发展, 有学者^[3-5]进行了基于 MRI 的 PCa CAD 模型的研究。

目前基于前列腺图像特征的诊断模型多采用方差、偏度等灰度统计特征^[6], 基于灰度共生矩阵(gray level co-occurrence, GLCM)等常规纹理特征^[7]及基于局部二值化模式(local binary pattern, LBP)的纹理特征^[8]。而前列腺图像中, 正常组织与病灶区域有明显差异, 仅通过局部纹理特征不能全面反映前列腺图像特性。LBP 算法可有效描述图像的纹理特征, 但对噪声及光照的变化较敏感^[9]。局部三元模式(local ternary pattern, LTP)纹理特征则能够有效弥补 LBP 纹理的缺点^[10]。传统 LTP 算法中, 自定义阈值虽然无法保证适用于所有样本, 却能使其充分反映组织的局部纹理特征^[11]。研究^[7]发现 GLCM 等常规纹理特征算法可较充分地提取纹理特征; Gao 等^[12]研究发现, 方差、偏度、第 10 百分位数等灰度统计特征在 PCa 的诊断中有较高价值。本研究拟采用三维空间自适应阈值 LTP 纹理特征(正、负两类特征)、常规纹理特征(39 个)、灰度统计特征(4 个)族群融合的方法诊断 PCa, 探讨其提高 PCa 诊断准确率的可行性。

1 资料与方法

1.1 一般资料 采用国际光学和光子学会、美国物理学家协会和国家癌症研究所联合发起的医疗影像识别竞赛 PROSTATEx 数据库中的 182 例患者图像, 其中 PCa 83 例, 非 PCa 99 例。根据前列腺影像报告和数据库系统

(prostate imaging reporting and data system, PI-RADS) 2.0^[13]要求, 本研究选取 T2WI、DWI、ADC 图像进行联合分析。因外周带为 PCa 的高发区域, 本研究以外周带 PCa 为研究对象。

1.2 方法 基本步骤: ①对三维 T2WI、DWI、ADC 图像进行分割, 提取外周带区域; ②于 3 种图像分别提取外周带的空间自适应 LTP 纹理特征、常规纹理特征、灰度统计特征, 利用 ADC 图像计算第 10% ADC 值; ③分别利用 Adaboost^[14]算法对局部纹理特征、常规纹理特征、灰度统计特征 3 个特征族群以及其融合后的特征进行分类, 获得每个族群的诊断得分。数据分析流程见图 1。

1.2.1 图像分割 因自动化分割难以保证图像精度^[15], 故采用手动分割, 首先在 T2WI 上进行, 再将分割结果配准到 DWI、ADC 图像(图 2)。

1.2.2 特征提取 提取 3 种序列图像的前列腺外周带局部纹理特征、常规纹理特征及灰度统计特征。在 LTP 算法中加入阈值区间以及 -1 值模式, 将 [-t, +t] 区间内的邻域差值编码为 0, 大于该区间的编码为 1, 小于该区间的编码为 -1。算子邻域权值 $T(m_i, m_c, t)$ 的计算公式为:

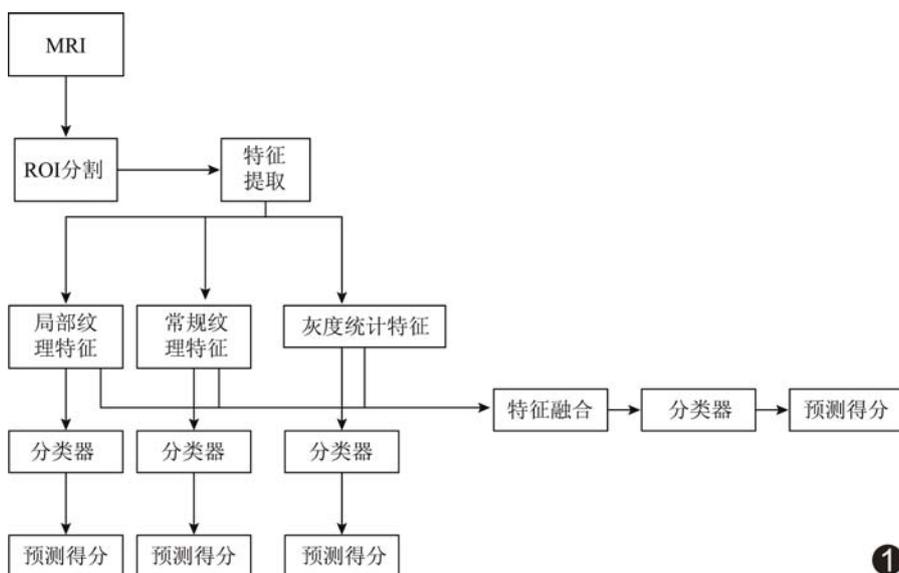


图 1 数据分析流程

$$T(m_i, m_c, t) = \begin{cases} 1, & (m_i - m_c) \geq t \\ 0, & |m_i - m_c| < t \\ -1, & (m_i - m_c) < -t \end{cases} \quad (1)$$

其中 t 为自定义阈值, m_i 表示邻域值, m_c 表示邻域中心值。LTP 算子^[16]权值的编码方式与 LBP 算子编码方式类似, 冠状位的编码过程见图 3。

原始的 3×3 邻域 LBP 编码, 因邻域与中心像素距离有差别, 难以准确计算邻域像素与中心像素的位置关系。Ojala 等^[17]提出了圆形 LBP 编码, 利用圆域代替方域。圆域编码方式是在半径为 R 的圆上选取 P 个像素点, 以最大限度地捕捉像素点的信息, 圆域 LTP 算子特征提取精度公式为:

$$LTP_{P,R} = \sum_{i=0}^{P-1} 3^i g T(m_i, m_c, t) \quad (2)$$

其中, g 表示权值 T 的符号。LTP 算法对噪声的对抗性强, 对光照变化有较强均衡能力, 使 LTP 特征的分类能力提高, 但无法保证 t 值适用于所有样本。采用自适应 LTP 算法, 依据邻域像素值与中心像素的离散度确定相应阈值, 离散度随不同邻域的变化而变化, 将离散度作为自适应阈值, 可量化中央像素值与其邻域像素值之间的关系。计算步骤为: ① 计算中心点 x_c 在 (P, R) 邻域内的对比度值,

$$\Delta x_i = x_i - x_c, (i = 0, 1, \dots, P-1) \quad (3)$$

其中 x_i 表示邻域值, x_c 表示邻域中心值;

② 计算邻域的平均对比度:

$$\Delta \bar{x} = (\sum_{i=0}^{P-1} \Delta x_i) / P \quad (4)$$

其中 Δx_i 是各邻域像素值与中心点像素值的差值, P 是邻域点数;

③ 通过邻域的对比度和差值计算邻域的波动程度 V , 即方差:

$$V = [\sum_{i=0}^{P-1} (\Delta x_i - \Delta \bar{x})^2] / P \quad (5)$$

④ 利用计算所得 V 定义离散度 (σ):

$$\sigma = \sqrt{V} \quad (6)$$

离散度 σ 反应灵敏, 可随邻域变化而变化, 在样本类内的离散度一般具有稳定性。因此, 自适应 LTP 算法不仅保留了传统

LTP 算法的优势, 并且针对自定义阈值的局限性, 解决了阈值普适性问题, 适用于复杂的前列腺图像, 有助于进一步提高识别精度。自适应 LTP 算法正、负模式图谱见图 2C、2D, LTP 算子编码见图 3。

1.2.3 特征融合 采用特征降维方法优化数据, 但未对研究结果有所改善, 故对原始数据进行分析。对特征数据均采用标准化方法, 将不对称数据标准化到 $0 \sim 1$ 之间。数据中不同特征往往具有不同的量纲和量纲单位, 标准化可消除这种影响^[18], 使数据之间具有可比性。对不同的图像特征进行融合, 可实现优势互补, 提高诊断精度。本研究将标准化后的数据进行融合, LTP 纹理特征、常规纹理特征与灰度统计特征 3 个特征族群共同用于 Adaboost 算法训练, 进行下一步的特征分类。

1.2.4 特征分类 采取 Adaboost 分类算法, 该算法对 Boost 算法进行了调整, 可纠正通过弱学习获得的弱分类器的错误。通过将多个弱分类器组合成强分类器, 可较明显地提高分类精度。本研究在特征分类阶段采用留一法 (leave-one-out, LOO)^[19] 对分类结果进行交叉验证。

采用 WEKA 软件^[20] 实现机器学习, 对数据进行分类训练, 得出分类分数并作为潜在的图像标记, 用于诊断 PCa。使用 ROC 曲线计算各特征族群诊断 PCa 的 AUC。

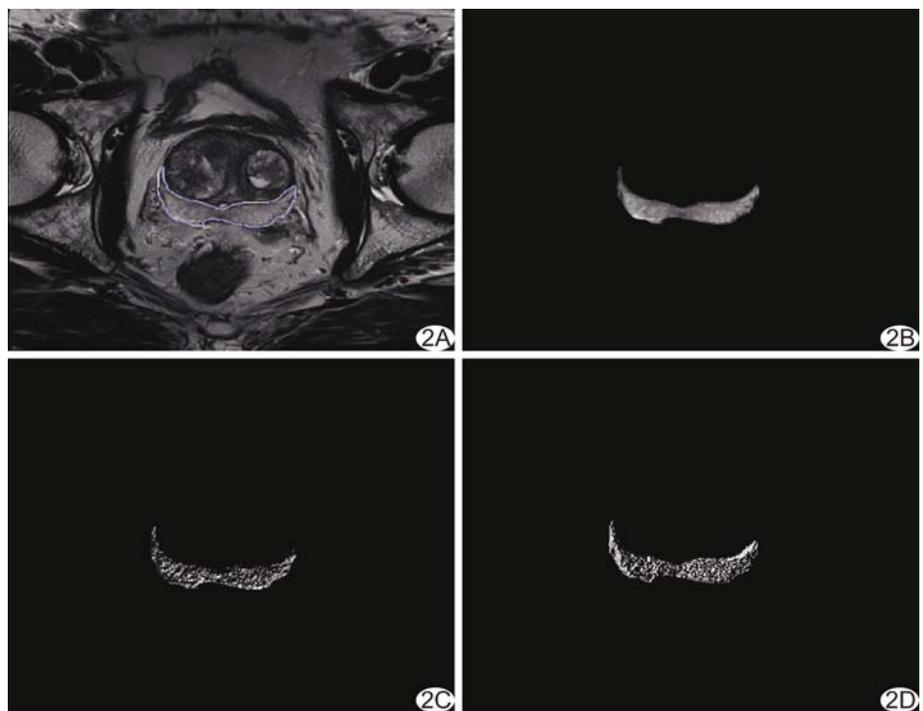


图 2 前列腺轴位 MRI 分割和 LTP 算法图谱 A. 前列腺外周带区域; B. 前列腺外周带分割; C. 自适应 LTP 算法正模式图谱; D. 自适应 LTP 算法负模式图谱

2 结果

本研究采用 T2WI、DWI、ADC 图像提取的 LTP 局部纹理特征、常规纹理特征、灰度统计特征,分别通过 Adaboost 算法训练出分类器,同时使用该算法获得 3 个特征族群融合后的分类器,对 PCa 的诊断效能见表 1。将 3 个序列 LTP 纹理特征融合后,AUC 为 0.79 ± 0.04 ,诊断准确率 79.67% (145/182)。不同序列的 LTP 纹理特征诊断结果见图 4A。

从 3 个序列图像提取的常规纹理特征、灰度统计特征及本文提出的方法诊断 PCa 的效能见表 2,融合特征后的诊断效能见图 4B,融合特征诊断 PCa 的 AUC 为 0.87 ± 0.04 ,诊断 PCa 的特异度、敏感度、准确率分别为 88.89% (88/99)、86.75% (72/83)、87.91% (160/182)。

3 讨论

根据 PI-RADS 2.0 的要求,本研究提出了一种基于 T2WI、DWI、ADC 图像,分别在 3 个序列提取空间自适应 LTP 纹理特征、常规纹理、灰度统计特征 3 个特征族群,并将 3 个特征族群融合的 PCa 风险诊断模型,利用 Adaboost 算法对单个特征及融合后的特征进行分类,基于分类性能探索该模型诊断 PCa 的效能。本研究方法所得诊断 PCa 的 AUC、敏感度、特异度、准确率相对于既往研究^[7,12]均有一定程度提高,提示其为诊断 PCa 的一种有效方法。

本研究基于新的融合特征模型预测 PCa 的效能均高于单一特征分类的预测效果,有助于提高诊断 PCa 的效能。但本研究采用特征提取算法运行效率较

表 1 T2WI、DWI、ADC 纹理特征与 LTP 融合纹理特征诊断 PCa 的效能

特征种类	AUC	敏感度[% (例)]	特异度[% (例)]	准确率[% (例)]
T2WI 纹理特征	0.72 ± 0.04	73.49(61/83)	77.78(77/99)	75.82(138/182)
DWI 纹理特征	0.65 ± 0.04	67.47(56/83)	72.73(72/99)	70.33(128/182)
ADC 纹理特征	0.77 ± 0.04	77.11(64/83)	76.77(76/99)	76.92(140/182)
LTP 融合纹理特征	0.79 ± 0.04	78.31(65/83)	80.81(80/99)	79.67(145/182)

表 2 不同特征族群诊断 PCa 的效能

特征族群	AUC	敏感度[% (例)]	特异度[% (例)]	准确率[% (例)]
常规纹理特征	0.71 ± 0.04	72.29(60/83)	81.82(81/99)	77.47(141/182)
灰度统计特征	0.80 ± 0.04	78.31(65/83)	82.83(82/99)	80.77(147/182)
融合特征	0.87 ± 0.04	86.75(72/83)	88.89(88/99)	87.91(160/182)

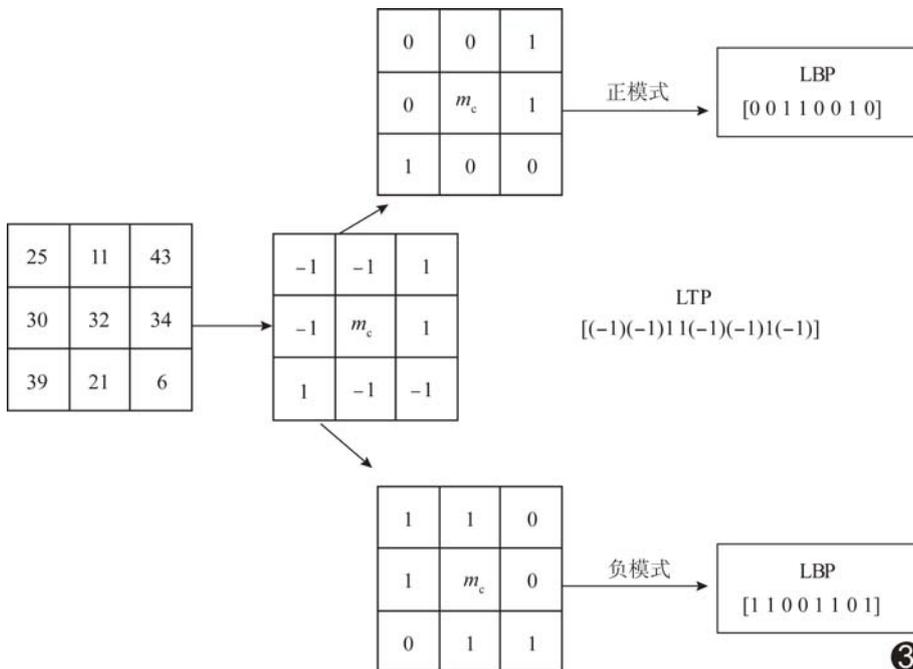


图 3 LTP 算子编码

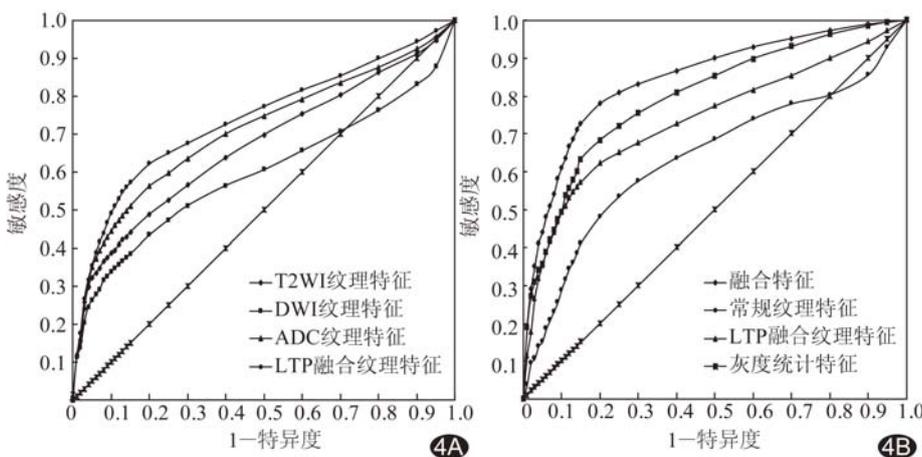


图 4 不同纹理特征及融合特征诊断 PCa 的 ROC 曲线 A. 单个图像序列的 LTP 纹理特征与 3 个图像序列 LTP 纹理特征融合诊断 PCa; B. 融合特征诊断 PCa

低,存在一定局限性,有待进一步探讨。

[参考文献]

- [1] Siegel R, Naishadham D, Jemal A. Cancer statistics, 2013. *CA Cancer J Clin*, 2013, 63(1):11-30.
- [2] Schröder FH, Hugosson J, Roobol MJ, et al. Screening and prostate-cancer mortality in a randomized European study. *N Eng J Med*, 2009, 360(13):1320-1328.
- [3] Giannini V, Mazzetti S, Vignati A, et al. A fully automatic computer aided diagnosis system for peripheral zone prostate cancer detection using multiparametric magnetic resonance imaging. *Comput Med Imaging Graph*, 2015, 46(Pt 2):219-226.
- [4] Litjens G, Debats O, Barentsz J, et al. Computer-aided detection of prostate cancer in MRI. *IEEE Trans Med Imaging*, 2014, 33(5):1083-1092.
- [5] Puech P, Betrouni N, Makni N, et al. Computer-assisted diagnosis of prostate cancer using CE-MRI data: Design, implementation and preliminary results. *Int J Comput Assist Radiol Surg*, 2009, 4(1):1-10.
- [6] Sharma G, Trussell HJ. Digital color imaging handbook. *IEEE Trans Image Process*, 2001, 6(7):901-932.
- [7] Mu W, Chen Z, Liang Y, et al. Staging of cervical cancer based on tumor heterogeneity characterized by texture features on ¹⁸F-FDG PET images. *Phys Med Biol*, 2015, 60(13):5123-5139.
- [8] Wang AB, Viswanath S, Madabuhshi A. Discriminatively weighted multi-scale local binary patterns: Applications in prostate cancer diagnosis on T2W MRI. San Francisco: 2013 IEEE 10th International Symposium on Biomedical Imaging, 2013:7-11.
- [9] 宋克臣, 颜云辉, 陈文辉, 等. 局部二值模式方法研究与展望. *自动化学报*, 2013, 39(6):730-744.
- [10] 赵灵芝, 李伟生. 一种基于 LTP 特征的图像匹配方法. *计算机应用研究*, 2009, 26(10):62-68.
- [11] 李伟生, 王立逗, 周丽芳. 一种基于 LTP 自适应阈值的人脸识别方法. *小型微型计算机系统*, 2014, 35(9):2099-2013.
- [12] Gao G, Wang C, Zhang X, et al. Quantitative analysis of diffusion-weighted magnetic resonance images: Differentiation between prostate cancer and normal tissue based on a computer-aided diagnosis system. *Sci China Life Sci*, 2017, 60(1):37-43.
- [13] American of Radiology. (2015) MR prostate imaging reporting and data system version 2.0. [2015-05-01]. <http://www.acr.org/Quality-Safety/Resources/PIRADS/>.
- [14] 李慧卓, 相洁, 秦嘉玮, 等. 基于 Adaboost 的轻度认知障碍和阿尔茨海默病分类. *中国医学影像技术*, 2016, 32(4):623-627.
- [15] Mazonakis M, Damilakis J, Varveris H, et al. Image segmentation in treatment planning for prostate cancer using the region growing technique. *Br J Radiol*, 2001, 74(879):243-248.
- [16] Zhao G, Pietikäinen M. Dynamic texture recognition using local binary patterns with an application to facial expressions. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell*, 2007, 29(6):915-928.
- [17] Ojala T, Pietikainen M, Maenpaa T. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell*, 2002, 7(24):971-987.
- [18] 宋勇, 蔡志平. 大数据环境下基于信息论的入侵检测数据归一化方法. *武汉大学学报(理学版)*, 2018, 64(2):121-126.
- [19] Shao Z, Er MJ, Wang N. An efficient leave-one-out cross-validation-based extreme learning machine (ELOO-ELM) with minimal user intervention. *IEEE Trans Cybern*, 2016, 46(8):1939-1951.
- [20] Witten I, Frank E, Hall MA. Data mining: Practical machine learning tools and technique. 3rd ed. [2011-01-19]. <http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/>.

《2019 放射医学技术(士、师、中级)仿真试题及详解》出版发行

由南京医科大学康达学院医学技术学部王骏与南通大学附属医院医学影像科刘小艳主编的《2019 放射医学技术(士、师、中级)仿真试题及详解》由人民卫生出版社出版发行。

本书根据“全国卫生专业技术资格考试放射医学技术大纲”精选仿真试题,涵盖了医学影像技士、技师、主管技师及以上资格考试的相关内容,包括 CT、磁共振成像、DSA、乳腺检查的基础知识、相关专业知识和专业知识、专业实践能力等方面内容,为保持知识的系统性,编写团队的老师们尽可能在试题体现全部知识点和考点,更好地贴近实战。同时,也是参加在校学生考试、入院前准入制考试、医院三基考试、大型医用设备上岗考试考生们的良师益友。

对该书(79 元)感兴趣者,敬请采用实名制+单位加王骏主编的微信:1145486363,以便联系。