

基于 TI-RADS 的甲状腺结节超声图像特征提取技术研究

韩晓涛 杨 燕 彭 博 陈 琴

(西南交通大学信息科学与技术学院 成都 610031)

摘 要 超声是甲状腺检查的首选影像学方法。甲状腺超声影像的临床分析主要通过医生参考甲状腺影像报告和数据库系统(TI-RADS)对超声图像进行特征评价量化,但特征量化结果与医生的经验、状态等主观因素相关。通过计算机辅助分析方法,可客观定量地分析超声影像特征,减少主观因素对诊断结果的影响。但已有系统多是使用经典的图像纹理特征,这类特征抽象且缺乏明确意义,难以在临床运用。通过对 TI-RADS 中涉及到的超声征象进行提取并量化,利用医生在临床诊断中依据经验所使用的视觉特征,设计对应的量化方法,可为甲状腺超声的标准化描述提供基础。根据这些特征,通过统计学习方法建立甲状腺结节良恶性鉴别模型,为临床诊断提供参考建议,该模型的识别正确率达到了100%。

关键词 图像识别, TI-RADS, 特征提取, 甲状腺超声图像

中图法分类号 TP391 **文献标识码** A

Thyroid Nodule Ultrasound Image Feature Extraction Technique Based on TI-RADS

HAN Xiao-tao YANG Yan PENG Bo CHEN Qin

(School of Information Science and Technology, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China)

Abstract Ultrasound is the first choice of imaging modality for thyroid examination. Clinical analysis of thyroid ultrasonography is based on quantitatively evaluating the ultrasound image features in the thyroid imaging reporting and data system(TI-RADS). However, the results of quantified features are influenced by doctors' experience level, status and other related factors. Computer-aided analysis can objectively analyze ultrasound imaging features and reduce the influence of subjective factors on the diagnostic results. But most of the existing systems are based on classic image texture features, which are abstract and absence of explicit meaning, so they are difficult in clinical using. Sonographic features of thyroid nodules which are involved in TI-RADS were extracted and quantified. Based on doctors' clinical experience, the visual characteristics of the corresponding quantization methods were designed, which provide a basis of standardized description of thyroid ultrasound images. Statistical learning methods were adopted to establish a model of identifying the benign and the malignant thyroid nodules based on these characteristics, which provides reference recommendations for clinical diagnosis. The recognition accuracy of the model reaches 100%.

Keywords Image recognition, TI-RADS, Feature extraction, Thyroid ultrasound image

1 引言

甲状腺结节是临床常见病,人群中甲状腺结节罹患率为19%~67%,其中约5%~15%为恶性结节。在过去的30年中甲状腺癌的发病率增加了2.4倍,是增加速率最快的恶性肿瘤之一。超声具有无创、动态、廉价、高分辨率等特点,已成为甲状腺结节检查的首选方法。但由于甲状腺结节超声征象繁多,缺乏统一的规范和标准,不同医师的描述和诊断缺乏一致性和可比性。Horvath E^[1]于2009年第一次提出建立甲状腺影像报告与数据系统(Thyroid Imaging Reporting and Data System, TI-RADS), Park^[2]在此基础上进行了改进,该系统具有较高的敏感性、特异性和准确性,能够综合评价超声特征,

有效鉴别良恶性结节,已成为指导甲状腺结节性疾病临床检查的通用标准。但实际使用时,由于缺乏图像特征的定量度量以及视觉感知上的差异,不同医生对于同一结节的 TI-RADS 特征的量化存在差异,图像特征量化结果与医生的经验、水平、状态等因素相关。本文通过计算机辅助分析方法,客观定量地分析超声影像 TI-RADS 特征,减少主观因素对诊断结果的影响,减少医生的工作量,为临床诊断提供参考建议。

超声图像的分类已经被广泛地应用于肝脏、乳腺等不同疾病的计算机辅助诊断中,目前很多学者在该领域进行了探索。早期的甲状腺的纹理分析研究仅限于从灰度直方图中提取特征^[3]。C. Skourolia^[4]利用灰度共生矩阵提取特征,

本文受四川省科技支撑计划项目(2014SZ0207)资助。

韩晓涛(1992—),男,硕士生,CCF 学生会员,主要研究方向为图像处理、模式识别, E-mail: hanxt@outlook.com; 杨 燕(1964—),女,教授,博士生导师,主要研究方向为数据挖掘、计算智能、集成学习等; 彭 博(1980—),女,讲师,硕士生导师,主要研究方向为机器视觉、模式识别; 陈 琴(1963—),女,硕士生导师,主要研究方向为消化系统、涎腺、甲状腺、乳腺等疾病的超声诊断。

达到了 66% 的准确率; M. A. Savelonas^[5] 对图像使用拉东变换, 随后从中提取特征, 达到了 77% 的准确率; E. G. Keramid- as^[6] 使用基于局部二值模式纹理表示 (LBP) 的方法区分结节区域和非结节区域; Keramid as E G^[7] 利用模糊局部二进制模式 (FLBP) 区分结节组织与非结节组织, 从 75 幅图像中提取 250 个样本, 达到 84% 的准确率; 丁建睿^[8] 将乳腺超声图像分类问题转化为多示例学习问题, 将每幅图像划分为大小相同的子区域, 提取每个区域的灰度共生矩阵, 计算出对比度等特征, 用多示例学习方法进行分类, 在包含 116 个病例的数据集上达到了 93.1% 的准确率; CY Chang^[9] 提取了甲状腺结节内部区域的共生矩阵、游程矩阵、小波、灰度差、傅里叶等特征, 然后进行特征提取, 最后用 SVM 分类, 在包含 76 个病例的数据集上达到了 100% 的准确率; Chuan-Yu Chang^[10] 从超声图像中提取灰度共生矩阵、灰度游程矩阵、TEM 特征来区分桥本式甲状腺炎, 在来自 7 个病人的 28 幅病例图片组成的数据集上达到了 100% 的准确率; D. Selvathi^[11] 提取了均值、直方图特征、同质性等特征, 使用极端学习机在包含 50 幅图片的数据集上达到了 93.56% 的准确率; 阳维^[12] 量化了超声乳腺图像的部分 BI-RADS 特征, 包括紧致度、锐度、回声衰减、回声模式等, 加入了形状复杂度和形状多尺度对称性特征来判别乳腺超声图像的不良性, 在包含 168 幅病例图片的数据集上达到了 85% 的准确率。

目前该领域多是利用纹理特征提取算法 (例如共生矩阵、局部二进制模式、小波分解等) 提取超声图像的特征, 然后进行机器学习和良恶性判定。然而对医生来说, 这些特征抽象且难以理解, 他们根据结节的超声图像量化 TI-RADS 中所列出的特征作出决策, 根据这些特征的量化结果判定结节性质。本文的目的在于量化 TI-RADS 中所列举的特征及医生所用到的其他特征, 使量化的图像特征与人视觉一致, 并且利用已有病例的超声影像和临床资料, 通过统计学习方法建立甲状腺结节良恶性鉴别模型, 为临床诊断提供参考建议。

2 甲状腺影像报告和数据系统 (TI-RADS) 简介

TI-RADS 由 Horvath 等^[1] 于 2009 年首先提出。这种分类系统建立在美国放射协会乳腺影像报告和数据系统 (Breast Imaging Reporting and Data System, BI-RADS) 的基础上。其目的在于简化医生对甲状腺结节超声表现的解读, 使得临床医生能容易地理解甲状腺结节超声报告的临床意义, 提升甲状腺超声检查的临床功效。Park 等^[2] 学者在此基础上对其进行了改进, 提出的甲状腺 TI-RADS 分级诊断标准如表 1 所列。

表 1 TI-RADS 特征类别与表现

类别	恶性程度	表现
0	0	无结节, 正常甲状腺或弥漫性增生性甲状腺
1	高度提示良性	腺体大小、回声正常, 无结节、亦无囊肿或钙化
2	可能良性病变	边缘界限清楚, 以实性为主, 回声不均匀, 等回声-高回声, 可有蛋壳样钙化或粗钙化
3	不确定病变	实质性肿块回声均匀, 多为低回声, 边缘光整
4	可能恶性病变	1~2 项提示恶性的超声表现, 如极低回声、微钙化、边缘不光整、淋巴结异常等
5	高度提示恶性	超过 3 项提示恶性的超声表现, 如极低回声、微钙化、边缘不光整、边界不清等
6	癌症	细胞学检出癌症, 确诊为癌

TI-RADS 分级方法从甲状腺结节良恶性的超声鉴别特

征入手, 细化每一条危险因素, 综合评分, 从而得出最终分级, 每一评分均围绕良恶性特征, 更加准确可信。超声诊断甲状腺恶性结节的特征有: 结节界限不清晰、形态不规则、包膜不完整、内部为不均匀低或极低回声、伴有微小钙化、后方回声衰减、纵横比大于 1、血供丰富等^[2,13]。在甲状腺结节的超声检查中, 应用 TI-RADS 分级诊断标准对临床诊断和治疗具有重要的指导价值^[13,14]。

3 量化 TI-RADS 特征

本文将 TI-RADS 中所列举的特征分为 5 类分别量化, 分别是: 钙化特征、形状特征、内部回声特征、后方回声衰减特征和边缘特征。

本文用到的甲状腺结节超声图像均是由四川省人民医院超声科提供, 所有病例都经过专业医生活体组织检查以确定结节性质 (金标准)。在 229 例病例中, 143 例为恶性, 86 例为良性, 所用的超声诊断仪为 Philips iU22 及 HDI 5000 Sono, 彩色超声诊断仪探头频率为 7MHz~12MHz, 所用图像均由专业医生人工标注结节边界。

3.1 钙化特征的量化

目前国内外公开文献中关于甲状腺结节钙化点的探测方法研究较少, 本文基于 MSER 算法检测甲状腺超声图像微钙化点, 处理过程如图 1 所示。

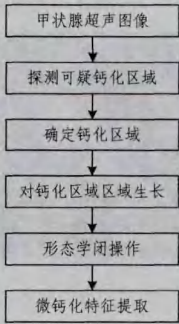


图 1 钙化点监测流程

Maximally Stable Extremal Regions (MSER) 是使用不同的灰度阈值对图像进行二值化时得到的最稳定的区域, 具有仿射不变性。MSER 提取过程如下: 首先, 使用一系列灰度阈值对图像进行二值化处理。其次, 对于由每个阈值得到的二值图像, 得到其相应的黑色区域与白色区域。最后, 在比较宽的灰度阈值范围内保持形状稳定的区域就是 MSERS 区域。

使用 MSER 算法提取图像的 MSER 区域, 如图 2 所示。



图 2 超声图像原图及其的 MSER 区域

首先计算每个 MSER 区域灰度均值和最大值的统计特征 F_i 和 G_i :

$$F_i = \max(h(x, y))_{(x, y) \in C_i} + \text{mean}(h(x, y))_{(x, y) \in C_i} \quad (1)$$

将 F_i 从大到小排序。

令

$$G_i = F_i - F_{i+1} \quad (2)$$

其中, $h(x, y)$ 为 (x, y) 处的灰度值, C_i 表示第 i 个连通区域。

一般钙化点的灰度值较其他区域灰度值高, 将不同 MS-ER 区域的灰度均值和最大值之和从高到低排列, 落差最大的 F_i 值为钙化点的截至点, $i = \arg\max(G_i)$, 但有的结节图像没有钙化, 故要求 F_i 大于 100, 最后钙化应该在结节内部或结节边缘上。即:

$$\text{if } F_i > 100 \& i = \arg\max(G_i) \& (x, y) \in I \oplus B$$

则 i 为截至点。其中 I 表示甲状腺腺体, B 为 5×5 的结构算子, $\oplus$ 表示膨胀操作。

对选中的前 i 个区域进行区域生长, 根据超声的成像原理, 如果周围反射强, 则中间部位较暗, MSER 会将两者分开, 区域生长法也不能弥补这个错误, 但事实上该部分也是钙化区域, 故对区域生长后的结果进行形态学闭操作, 结构算子大小为 2×2 。

微钙化程度的量化: 医学上钙化点越多、越小, 则微钙化程度越高, 微钙化程度 L 定义如下: 如果存在钙化点, 则

$$L = n * k * \sum_{i=1}^n \frac{1}{S_i^{0.5}} \quad (3)$$

否则 $L=0$ 。其中 n 表示钙化区域的个数, S_i 表示第 i 个钙化区域的面积, k 为加权系数, 本实验取 1.2。 L 为 0, 表示没有钙化灶, L 越小表示粗钙化越强, 良性的可能性越大; L 越大表示微钙化越强, 恶性的可能性越大。将检测出的钙化区域在原图中显示, 如图 3 所示(图片中央两片白色区域)。

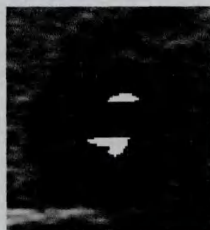


图 3 显示结节中的钙化点

3.2 形状特征的量化

形状特征量化流程如图 4 所示。

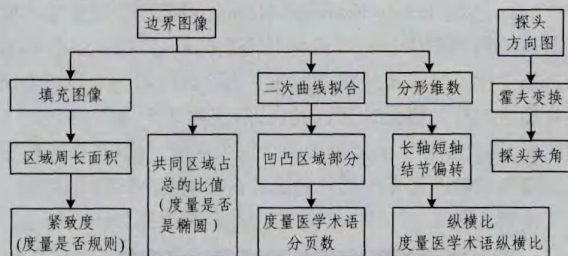


图 4 形状特征检测流程

首先用最小二乘法对结节边界进行二次曲线拟合, 如图 5 所示。

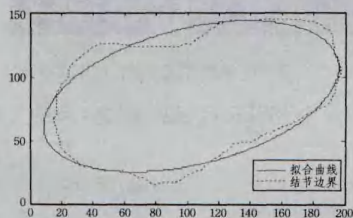


图 5 结节边界二次曲线拟合图

填充拟合后的曲线, 将结节区域分为 3 类: 结节区域凸出

曲线填充部分、结节区域与曲线填充重叠部分、结节区域凹进曲线填充部分。采用以下步骤排除非分页区域: 1) 如果凹进部分的面积大于结节面积的 2% 并且该区域椭圆拟合的长轴/短轴 < 4.5 并且区域占其最小外接矩形的比大于 0.4, 则该区域凹; 2) 如果凸出部分的面积大于结节面积的 2.2%, 该区域椭圆拟合的长轴/短轴 < 4.8 并且区域占其最小外接矩形的比大于 0.22, 则该区域凸。假设一个结节中有 p 个凹区域和 q 个凸区域, 则分页数 $F_1 = p + q$ 。定义 F_2 为凹凸面积之和与共同区域的比值; F_3 为拟合二次曲线的离心率。根据图像的周长 L 和面积 $Area$ 得到结节的紧致度 $F_4 = L^2 / 4 * \pi * Area^{[12]}$; 纵横比 F_5 为结节高除以结节的长。分形维数 $F_6 = \arctan \log(L) / \log(n(L))$, 其中 L 表示盒子大小, $n(L)$ 表示曲线穿过的盒子数^[15,16], 结节偏转角度 F_7 定义为拟合二次曲线的夹角。结节形状的判定过程如图 6 所示。

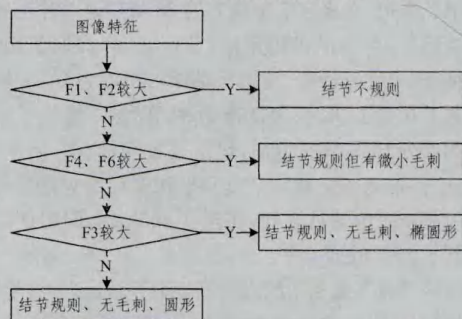


图 6 结节形状判定流程

3.3 探头方位与角度

探头方向: 从图像上得到仪器位置角度的指示图, 将指示图与未标注箭头的指示图进行差分操作可以得到箭头图, 如图 7 所示。



图 7 从左至右依次是标注方向的指示图、未标方向的指示图、差分图

对差分图进行霍夫变换求取极大值, 从而得到箭头的指示方向。

求差分图水平方向上的一阶中心距可以得到箭头的方位, 从而得到获取该图像时的探测方位和探测角度。例如图 7 中探头角度为 75 度, 探头位于结节的右侧叶。

3.4 内部回声特征的量化

TI-RADS 指导意见中, 极低回声表示结节极可能为恶性, 因此本文对结节是否是极低回声进行分类判别。处理流程如图 8 所示。

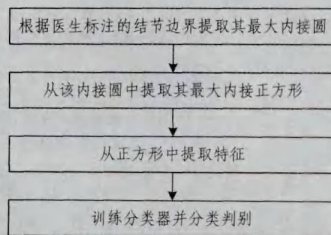


图 8 极低回声检测流程

本文提出一种新的特征:忽视方向的二进制模式(IDLBP),对于一个 3×3 模板,统计其他8个像素灰度值大于中心像素灰度值 $+T$ 的个数(本实验中 T 取17)作为该点的IDLBP值,最后统计IDLBP的频率并且归一化,得到一个9维的向量(0~8出现的频率),并将其作为特征值。

此外本文发现提取结节的灰度特征时不考虑像素值为0的像素更适用于该类图像的分类,本文提取了结节内部的均值(7)、方差(8)、Skewness(9)、Kutosis(10)、Gray-level Entropy(11)特征。

3.5 后方回声衰减的量化

后方回声衰减的强度正相关于结节恶性的概率。通常的算法^[12]是结节区域的灰度均值除以结节区域正下方等宽半高区域的灰度均值,本文从边界最大内接圆的内接正方形及该正方形相较于下边界的映像中提取均值、方差、均值比、方差比等6个特征,如图9所示。

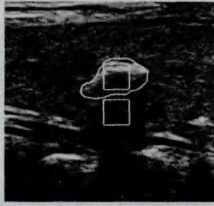


图9 本文从白色正方形框中提取特征

本文采用这种方法的原因是根据医生经验,图10中只有白色矩形中的才为声影,才能称为后方回声,而文献^[12]把箭头所指的正常组织也考虑在内,不够严谨。本文所用的算法能一定程度上避免这种错误。

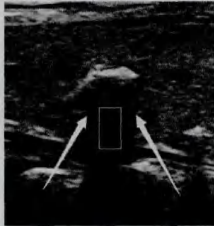


图10 结节的后方回声

3.6 边缘特征的量化

TI-RADS关于结节边界特征的描述术语有:不连续、声晕、不清晰。边界特征的计算可以利用肿瘤边界邻近区域灰度的分布。采用半径为10像素的圆盘结构,通过在肿瘤区域二值图像上进行腐蚀和膨胀操作,分别得到位于肿瘤内、外部的带状区域。设边界内、外带状区域内像素数目分别为 n_1 、 n_2 ,灰度均值分别为 u_1 、 u_2 ,结节邻近边界的内外区域之间灰度的统计差异用类间方差度量^[17]:

$$InterVar = \frac{n_1(u_1 - u)^2 + n_2(u_2 - u)^2}{n_1 + n_2} \quad (4)$$

其中

$$u = \frac{n_1 u_1 + n_2 u_2}{n_1 + n_2} \quad (5)$$

为了使 $InterVar$ 与灰度绝对值无关,对其进行归一化处理,定义平均可分性(mean separability):

$$AvgSep = \frac{InterVar}{TotalVar} \quad (6)$$

其中, $TotalVar$ 表示边界内外带状区域所有像素灰度的方

差。平均可分性的最大值为1。

灰度均值描述图像的平均灰度水平。定义为:

$$M = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{H-1} \sum_{j=0}^{W-1} I(i, j) \quad (7)$$

灰度方差描述图像整体偏离均值的程度,超声图像中,回声是否均匀可以用一特征上反映,定义为:

$$V = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=0}^{H-1} \sum_{j=0}^{W-1} (I(i, j) - M)^2} \quad (8)$$

Skewness反映了整体灰度水平高于或低于平均灰度值的趋势,它可以用来表示由于少数极值引起的平均灰度水平的偏差,定义为:

$$S_k = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=0}^{H-1} \sum_{j=0}^{W-1} (I(i, j) - M)^3}{V^3} \quad (9)$$

Kutosis反映了灰度水平分布的平滑程度,定义为:

$$Ku = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=0}^{H-1} \sum_{j=0}^{W-1} (I(i, j) - M)^4}{V^4} - 3 \quad (10)$$

Gray-level Entropy反映了图像灰度值分布的随机性。

设 $p_i = \frac{N_i}{N}$, $i=0, \dots, L-1$,其中 N_i 表示图像中灰度值为 i 的像素的个数,则

$$Ge = - \sum_{i=0}^{L-1} p_i \log(p_i) \quad (11)$$

4 利用提取的特征分类判别

为了验证本文提出的算法的有效性,在本实验中,对229例甲状腺结节超声图像进行了测试。所有的甲状腺结节二阶超声图像均是由四川省人民医院超声科提供,所有的病例都经过专业医生的活体组织检查以确定结节性质。在229例病例中,143例为恶性,86例为良性,所用的超声诊断仪为Philips iU22及HDI 5000 Sono,彩色超声诊断仪探头频率为7MHz~12MHz,所用图像均是由专业医生人工标注结节边界,训练集有119例,其中73例恶性,46例良性,测试集有110例,其中70例恶性,40例良性。

本文选用以多项式函数为核函数的SVM作为分类器。利用准确率、特异性、敏感性、特异性敏感性的几何均值和时间作为评价指标,详细定义如下:患者的病例被评价为阳性则称为真阳性(TP),患者的病例被评价为阴性则称为假阴性(FN),非患者的病例被评价为阳性则称为假阳性(FP),非患者的病例被评价为阴性则称为真阴性(TN)。则准确度定义为 $(TP+TN)/(TP+FP+FN+TN)$;敏感性定义为 $TP/(TP+FN)$;特异性定义为 $TN/(FP+TN)$;时间指算法花费时间。

考虑到测试集的不均衡,还采用了以下评价指标以更好评价特征的有效性。均值 P 定义为敏感性和特异性的几何均值。

不同特征判定结节极低回声的检测率如表2所列。

由表2可知:IDLBP效果好于LBP、FLBP、灰度共生矩阵、不变距,不如tumaru、Gabor,但运行时间节省8~115倍。本文提出的不考虑灰度值为0的像素点的灰度特征效果最佳,均值小意味着图像较暗、回声低,Gray-level Entropy和方差小表示回声均匀,因此该特征能很好地区分结节是否是极低回声。

表 2 不同特征判定结节极低回声的有效性

特征	准确率	特异性	敏感性	均值	时间(s)
灰度共生矩阵	0.6727	0.7470	0.3529	0.5135	0.0345
Tamura	0.7727	0.7711	0.6176	0.6901	5.4500
Gabor	0.8182	0.8313	0.6176	0.7166	0.3505
不变距	0.7909	0.9880	0.1471	0.3812	0.0128
LBP	0.5273	0.5663	0.3235	0.4280	0.1901
FLBP	0.7000	0.8434	0.2059	0.4167	0.0709
IDLBP	0.7273	0.7108	0.6176	0.6626	0.0468
改进灰度特征	0.8364	0.7470	0.8824	0.8119	0.0895

提取以下特征作为结节良恶性判定的特征集。灰度特征:相对亮度、边界区域的均值、Skewness、Kutosis、内部区域的 Skewness;内部回声:内部标准差、Gray-level Entropy;形状特征:凹数、分页数(凹凸数)、方位角;提出的回声特征(不包含 0 值):内部标准差、边界均值、内部均值;微钙化程度;分形维数;边界类间方差、边界归一化方差。用以上特征组成特征集训练分类器。针对结节的良恶性分类效果如表 3 所列。

表 3 不同特征判定结节良恶性的有效性

特征	准确率	特异性	敏感性	均值
Gabor	0.5818	0.4750	0.6429	0.5526
Hog	0.6000	0.0750	0.9000	0.2598
LBP	0.4909	0.2750	0.6143	0.4110
FLBP	0.5364	0.7250	0.4286	0.5574
Tamura	0.5000	0.4000	0.5571	0.4721
不变距	0.5818	0.5250	0.6143	0.5679
灰度共生矩阵	0.5909	0.5250	0.6286	0.5745
灰度梯度共生矩阵	0.5727	0.5250	0.6000	0.5612
形状特征	0.5091	0.5500	0.4857	0.5169
边缘特征	0.7273	0.3500	0.9429	0.5745
回声特征	0.9000	0.8250	0.9429	0.8820
后方回声衰减	0.7273	0.6250	0.7857	0.7008
本文提出的特征	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000

由于国外关于甲状腺结节判定的文献较少,为了说明本文所提出的算法的有效性,将其与以下 3 篇文献进行对比。Selvathi D^[7]提取模糊局部二进制模式特征(FLBP),用支持向量机对是否是结节区域进行判定。D. Selvathi^[11]提取灰度均值、方差、均值方差比、直方图特征、标准化多尺度灰度差异(NMSID)、同质化特征,用极限学习机对是否是结节区域进行判别。Hitesh Garg^[18]提取了灰度直方图的均值、方差、峰态、偏度、共生矩阵的能量、熵和小波变换低频分量的均值、方差作为特征,用前馈神经网络对是否是结节区域进行判定。本文提出的算法与文献[7,11,18]的对比如表 4 所列。

表 4 本文所提出的方法与文献[7,11,18]的对比

方法	准确率	特异性	敏感性	均值
文献[7]	60.00%	60.00%	60.00%	60.00%
文献[11]	63.64%	22.50%	87.14%	44.28%
文献[18]	63.64%	40.00%	77.14%	55.55%
本文	100%	100%	100%	100%

结束语 本文通过仿真 TI-RADS 中所列举的特征来帮助医生客观公正地量化甲状腺超声图像特征,减少了医生的工作量,基于这些特征构造的分类器在已有的数据集上达到了 100%的准确率。实验结果验证了本文提出的特征提取算法的有效性。

参考文献

[1] Horvath E, Majlis S, Rossi R, et al. An ultrasonogram reporting system for thyroid nodules stratifying cancer risk for clinical management[J]. J Clin Endocrinol Metab, 2009, 94(5): 1748-1751

[2] Park J Y, Lee H J, Jang H W, et al. A proposal for a thyroid imaging reporting and data system for ultrasound features of thyroid carcinoma[J]. Thyroid, 2009, 19(11): 1257-1264

[3] Hirning T, Zuna I, Schlaps D. Quantification and classification of echographic findings the thyroid gland by computerized b-mode texture analysis[J]. Eur J Radiol, 1989, 9(4): 244-247

[4] Skouroliakou C, Lyra M, Antoniou A, et al. Quantitative image analysis in sonograms of the thyroid gland[J]. Nuclear Instruments and Methods in Physics, 2006, 569: 606-609

[5] Savelonas M A, Iakovidis D K, Dimitropoulos N, et al. Computational Characterization of Thyroid Tissue in the Radon Domain [C]// Proc. IEEE International Symposium on Computer-Based Medical Systems. Slovenia, 2007: 189-192

[6] Keramidas E G, Iakovidis D, Maroulis D, et al. Efficient and Effective Ultrasound Image Analysis Scheme for Thyroid Nodule Detection[J] Lecture Notes in Computer Science, 2007, 4633: 1052-1060

[7] Keramidas E G, Iakovidis D K, Maroulis D, et al. Thyroid texture representation via noise resistant image features [C]// 21st IEEE International Symposium on Computer-Based Medical Systems, 2008(CBMS'08). IEEE, 2008: 560-565

[8] Ding Jian-rui. Based on multi-instance learning of superficial organ ultrasound image classification [D]. Harbin Institute of Technology, 2012

[9] Chang C Y, Tsai M F, Chen S J. Classification of the thyroid nodules using support vector machines[C]// IEEE International Joint Conference on Neural Networks, 2008 (IJCNN 2008). IEEE, 2008: 3093-3098

[10] Chang C Y, Liu H Y, Tseng C H, et al. Automatic Diagnosis of Thyroid Graves' Disease in Ultrasound Images[C]// Ninth International Conference on Hybrid Intelligent Systems, 2009 (HIS'09). IEEE, 2009, 1: 192-197

[11] Selvathi D, Sharnitha V S. Thyroid classification and segmentation in ultrasound images using machine learning algorithms[C]// 2011 International Conference on Signal Processing, Communication, Computing and Networking Technologies (ICSCCN). IEEE, 2011: 836-841

[12] Yang Wei. Neoplasms of ultrasonographic features of benign and malignant identification and quantitative analysis [D]. Shanghai Jiaotong University, 2009

[13] Zhan Wei-wei, Xu Shang-yan. Ultrasonography Progress on thyroid nodules [J]. Journal of Medical Ultrasound (Electronic Edition), 2013(2): 1672-6448

[14] Ma Bu-yun, Parajuly Shyam Sundar, et al. thyroid Imaging Reporting and Data System in ultrasound examination of thyroid nodules[J]. Chinese Journal of Bases and Clinics in General Surgery, 2011, 18(8): 898-901

[15] Savelonas M A, Maroulis D E, Iakovidis D K, et al. Computer-Aided Malignancy Risk Assessment of Nodules in Thyroid US Images Utilizing Boundary Descriptors[J]. Panhellenic Conference on Informatics, 2008: 157-160

[16] Guan Qing, Zhang Wei. Image Edge Detection Based on Fractal Dimension[J]. Computer Science, 2015, 42(6): 296-298

[17] Ito, Chono M, Sekiguchi T, et al. Quantitative evaluation of diagnostic information around the contours in ultrasound images[J]. Med. Ultrasonics, 2005, 32: 135-144

[18] Garg H, Jindal A. Segmentation of thyroid gland in ultrasound image using neural network [C]// 2013 Fourth International Conference on Computing, Communications and Networking Technologies (ICCCNT). IEEE, 2013: 1-5