

融合先验知识特征的超声图像 甲状旁腺结节识别

毛 林¹, 赵利强¹, 于明安², 魏 莹², 王 颖^{3,4}

(1. 北京化工大学信息科学与技术学院, 北京 100029; 2. 中日友好医院介入超声医学科, 北京 100029;
3. 中国科学院微电子研究所, 北京 100029; 4. 中国科学院大学, 北京 100049)

摘 要: 正确识别超声图像中的甲状旁腺结节对甲状旁腺功能亢进的诊断治疗非常重要. 由于病人个体的差异性和超声图像的复杂性, 采用图像的形态特征和纹理特征识别甲状旁腺结节准确率低. 本文提出利用包膜以及结节与甲状腺相对位置的先验知识特征描述方法, 并将其与形态、纹理特征融合, 采用支持向量数据描述(Support Vector Data Description, SVDD)识别甲状旁腺结节. 实验结果表明, 先验知识特征可以准确描述甲状旁腺结节的特征, 融合先验知识特征比仅利用形态特征和纹理特征具有更高的识别准确率.

关键词: 甲状旁腺结节; 先验知识特征; SVDD; 超声图像

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2021)05-0944-09

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.12263/DZXB.20200271

Recognition of Parathyroid Nodule by Fusing Prior Knowledge Features in Ultrasound Image

MAO Lin¹, ZHAO Li-qiang¹, YU Ming-an², WEI Ying², WANG Ying^{3,4}

(1. College of Information Science and Technology, Beijing University of Chemical Technology, Beijing 100029, China;
2. Interventional Ultrasound Medicine, China-Japan Friendship Hospital, Beijing 100029, China;
3. Institute of Microelectronics of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100029, China;
4. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: It is very important to recognize parathyroid nodules correctly in ultrasound images for the treatment of hyperparathyroidism. Due to individual differences of patients and complexity of ultrasound images, parathyroid nodules can't be recognized accurately by only using morphological features and texture features. In this paper, a prior knowledge feature description method is proposed on account of the characteristic of envelope and the relative location between the nodule and the thyroid. SVDD is applied to recognize parathyroid nodules based on the fusion features of prior knowledge features, morphological features and texture features. The experimental results show that the prior knowledge features can describe the characteristics of parathyroid nodules well, and the accuracy by using the fusion features which combined prior knowledge features is higher than that of only using morphological features and texture features for the recognition of parathyroid nodules.

Key words: parathyroid nodules; prior knowledge features; SVDD; ultrasound images

1 引言

继发性甲状旁腺功能亢进(Secondary Hyperparathyroidism, SHPT)是慢性肾脏病患者常见并发症之一. SHPT导致患者体内钙、磷和骨代谢紊乱,严重影响患者的生活质量及生存时间^[1],需将甲状旁腺结节及时

切除. 超声检查因其无害性、实时性、性价比高等优点成为甲状旁腺结节术前定位的首选手段^[2]. 由于超声图像灰度对比度低,有斑点噪声^[3],且甲状旁腺周围有多种器官组织以及病人的个体差异性,医生容易将甲状腺结节和淋巴结误判为甲状旁腺结节^[4]. 因此,正确识别超声图像中的甲状旁腺结节具有重要临床价值.

国内外对超声图像中组织器官病变的识别研究已经取得了一定成果. 林其忠等^[5]基于形态特征和纹理特征利用支持向量机识别乳腺肿瘤良恶性, 准确率大于 96%; Prema T Akkasaligar 等^[6]用灰度共生矩阵(Gray-level Co-occurrence Matrix, GLCM)和灰度游程矩阵描述肾脏超声图像的纹理特征, 采用 k 近邻分类器识别正常和囊性肾, 准确率大于 85%; 雷一鸣等^[7]利用 Gabor 变换和 LBP 特征融合识别肝硬化, 准确率可达 100%; 王昕等^[8]融合局部、全局纹理特征和形状特征, 采用粒子群算法和网格搜索算法优化 SVM 参数, 基于超声图像识别甲状腺结节良恶性, 准确率达 94.28%. Ardakani, Acharya 等^[9,10]利用小波变换、GLCM、Gabor 变换等算法提取甲状腺超声图像特征, 采用 SVM、多层感知器、决策树等分类器识别甲状腺结节的良恶性, 识别准确率均在 94% 以上. 基于特征的识别方法需要的样本量小, 可解释性强, 已被广泛用于甲状腺、肝脏等超声图像的识别.

目前对超声图像中组织器官的特征描述主要利用形状、边缘特征描述其形态, 利用纹理特征描述其回声模式. 然而, 甲状腺结节和甲状旁腺结节的回声模式和形态较相似^[11], 且由于超声成像机理的局限, 超声图像噪声大、灰度对比度低, 仅采用形态特征和纹理特征不能准确识别甲状旁腺结节. 从病理学角度分析, 甲状旁腺与甲状腺均有包膜, 当甲状旁腺腺体增生形成结节时, 甲状腺及甲状旁腺的包膜被甲状旁腺结节压迫, 在超声图像中包膜表现为高回声对应的高亮区域^[12,13]. 因此, 本文利用甲状旁腺结节与甲状腺之间包膜对应的高亮区域和甲状旁腺一般位于甲状腺后方的先验知识, 提出采用先验知识特征融合形态特征和纹理特征进行甲状旁腺结节的识别方法.

支持向量机具有非线性映射和适于小样本分类优势, 成为两分类或多分类最常用的分类器, 但其只有在各类别数量样本相当时才有较好分类结果. 识别超声图像中疑似甲状旁腺结节区域是否为甲状旁腺结节, 为单分类问题. 由于并不是患甲状腺结节的病人都有突出临床症状表现, 所以甲状旁腺超声图像数量远多于非甲状旁腺超声图像数量. 因此, 本文选用具有不平衡样本分类优势的 SVDD^[15,16]分类器将形态特征、纹理特征、先验知识特征融合构成的特征向量映射到高维空间, 确定最优惩罚参数和核函数参数, 建立包含目标样本的最优超球体, 从而实现甲状旁腺结节的识别.

2 甲状旁腺结节特征描述

2.1 形态特征

甲状旁腺结节多呈不规则形态, 而甲状腺结节形态多呈圆形或椭圆形, 淋巴结多呈长圆形. 故结节形态越不规则, 为甲状旁腺结节的可能性越大. 采用纵横比、

致密度和归一化径向长度标准差描述结节形态的不规则程度. 由于甲状腺结节多位于甲状腺腺体内, 边界不清晰, 而甲状旁腺结节边界一般较清晰, 采用锐度和边界亮度变化描述结节的边界清晰程度.

纵横比(Depth Width Ratio, DWR)用结节最小面积外接矩形的宽长比表示, 定义为

$$D_{WR} = \frac{Depth}{Width} \quad (1)$$

$Depth$ 为外接矩形宽度, $Width$ 为外接矩形长度.

致密度(Compactness, C)采用周长和面积度量结节与其等价圆的相似程度, 定义为

$$C = 1 - \frac{4\pi S}{L^2} \quad (2)$$

S 为结节面积, L 为结节周长. 结节形态越不规则, 致密度越大.

径向长度 R_k 定义为结节区域的质心到边界的距离^[17], 归一化径向长度(Normalized Radial Length, NRL)定义为

$$r_k = \frac{R_k}{\max(R_k)}, k = 1, 2, \dots, N \quad (3)$$

式中, $R_k = \sqrt{(x_k - x_0)^2 + (y_k - y_0)^2}$ 为结节边界上第 k 个点的径向长度, (x_0, y_0) 是结节质心坐标, (x_k, y_k) 是结节边界上第 k 个点的坐标, N 为总的结节边界点数, $\max(R_k)$ 是径向长度中的最大值. 归一化径向长度标准差定义为

$$\sigma_{NRL} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (r_k - m_{NRL})^2} \quad (4)$$

式中, $m_{NRL} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N r_k$ 为归一化径向长度的平均值. 归一化径向长度标准差值越大, 表明结节形态越不规则, 为甲状旁腺结节的概率越大.

锐度(Acutance, A)反映结节边界的清晰程度, 定义为

$$A = \frac{1}{d_{\max}} \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{q=1}^N \frac{d^2(q)}{n}} \quad (5)$$

式中, $d(q) = \frac{f(p) - b(p)}{2p}$ 是结节边界上第 q 个点的锐度, $f(p)$ 、 $b(p)$ 分别是第 q 个边界点沿法线正向和负向的第 p 个像素点的灰度值, n 为沿法线正向和负向像素对数目, n 取 10, d_{\max} 为所有边界点锐度绝对值的最大值, 边界越清晰, 锐度值越大.

边界亮度变化(Edge Intensity Variation, EIV)反映结节边界内外的灰度变化, 定义为

$$E_{IV} = \frac{1}{N} \sum_{q=1}^N (I(q) - m_b)^2 \quad (6)$$

式中, $I(q)$ 为结节边界上第 q 个点的灰度值, m_b 为其

$b \times b$ 邻域灰度平均值, b 取 5. 边界亮度变化值越大, 表明结节边界内外灰度差越大, 边界越清晰.

2.2 纹理特征

甲状腺结节内部包含强回声、等回声或混合型回声等多种回声模式, 使得甲状腺结节超声图像纹理不均匀; 而甲状旁腺结节内部多为均匀低回声, 在超声图像中表现为较均匀纹理. 采用基于图像 GLCM 计算的纹理特征描述结节内部回声.

GLCM 定义为两个像素的联合概率密度分布, 由图像灰度共生矩阵计算能表征纹理的均匀程度、纹理的粗细程度、纹理沟纹的深浅程度以及局部灰度的相关性等 12 个纹理特征参数^[18], 如表 1 所示. GLCM 的 12 个纹理特征参数用于描述结节内部回声存在信息冗余, 采用 PCA 方法进行降维去除冗余信息, 将降维后的纹理特征用于甲状旁腺结节识别.

表 1 基于 GLCM 的纹理特征参数

No.	特征参数	No.	特征参数	No.	特征参数	No.	特征参数
1	能量	4	相关性	7	和平均	10	差平均
2	熵	5	逆差距	8	和方差	11	差方差
3	对比度	6	方差	9	和熵	12	差熵

2.3 先验知识特征

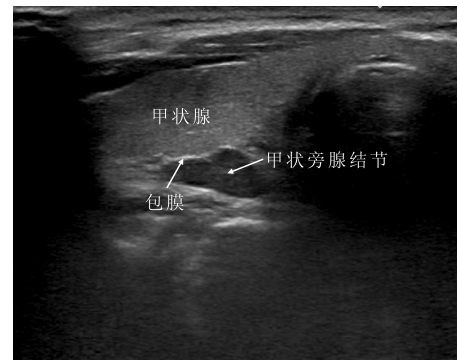
受超声图像灰度对比度差及病人个体差异性的影响, 采用形态特征和纹理特征识别甲状旁腺结节准确率不高. 甲状旁腺与甲状腺是两种不同的器官, 在甲状旁腺结节与甲状腺之间存在包膜, 其在超声图像中对应为高亮区域. 如图 1(a) 所示, 甲状旁腺结节和甲状腺之间高亮区域为包膜, 图 1(b) 甲状腺结节位于甲状腺内部, 没有包膜, 甲状腺结节上方、右方和下方都是甲状腺组织; 而甲状旁腺位于甲状腺后方, 故甲状旁腺结节周围只有部分区域是甲状腺组织, 如图 1(a) 所示, 只有甲状旁腺结节上方是甲状腺组织. 因此, 可以利用包膜特征和结节与甲状腺的相对位置特征识别甲状旁腺结节.

2.3.1 包膜特征提取和描述

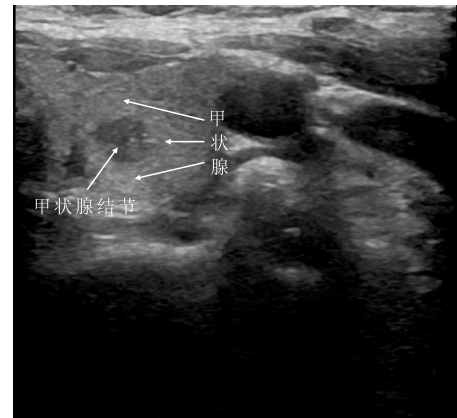
利用基于图像局部熵的混合水平集模型分割得到结节区域^[19], 对结节边界进行形态学膨胀, 得到可能包含包膜的结节边界环形区域, 如图 2 所示.

(1) 包膜区域分割

包膜一般出现在甲状旁腺结节环形区域上半部分, 若存在包膜, 则环形区域上半部分最亮的像素点一定在包膜区域内. 用最大熵阈值对环形区域进行分割, 筛选可能包含包膜的连通区域实现粗分割, 结果如图 3 所示, 图中红色圆圆心为环形区域上半部分最亮像素点, 圆心所在连通区域就是粗分割结果.

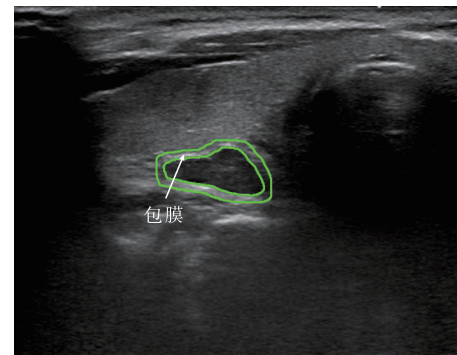


(a) 甲状旁腺结节

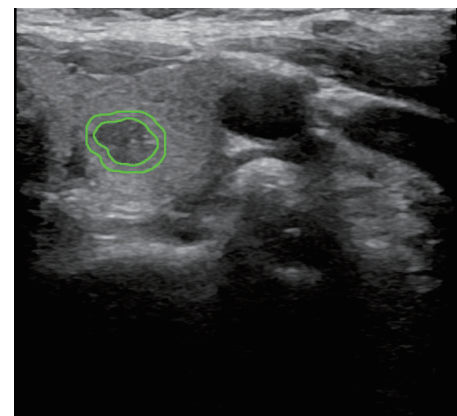


(b) 甲状腺结节

图 1 超声图像中甲状旁腺结节和甲状腺结节

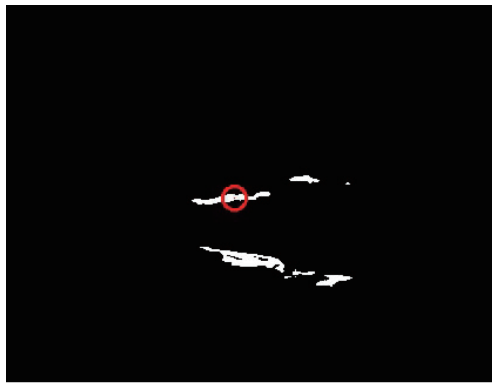


(a) 有包膜的甲状旁腺结节边界环形区域

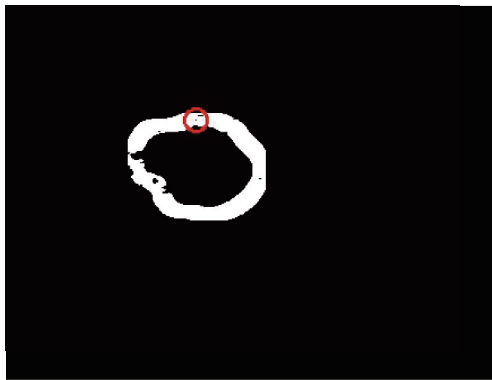


(b) 无包膜的甲状腺结节边界环形区域

图 2 结节边界环形区域

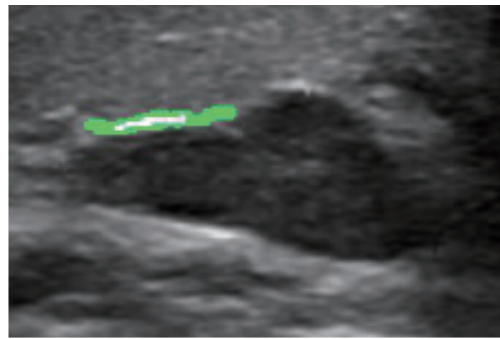


(a)甲状腺结节环形区域分割结果



(b)甲状腺结节环形区域分割结果

图3 环形区域最大熵阈值分割结果



(a)有包膜的甲状腺结节区域生长放大图



(b)无包膜的甲状腺结节区域生长放大图

图4 区域生长结果

在粗分割的基础上,将最亮像素点作为生长起始种子点,采用改进的区域生长算法精确提取包膜区域。

目标像素点判决条件为

$$|x_p - X_{aver}| \leq T \quad (7)$$

式中, x_p 为待判定的像素点灰度, X_{aver} 为当前目标区域的灰度均值, T 为生长阈值。

生长阈值 T 定义为

$$T = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{j=1}^m (x_j - E(x))^2} \quad (8)$$

式中 $E(x) = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m x_j$ 为粗分割区域的灰度均值, m 为粗分割区域中像素点个数。

图 4(a)(b) 给出采用上述区域生长算法得到的细分割结果放大图,其中绿色区域是粗分割结果,白色区域是精确提取结果。

(2) 包膜特征描述

如图 5 所示,包膜特征描述参数如下。

(1) 包膜长度特征参数 L_m : 包膜区域最左边与最右边像素点之间的距离。

(2) 包膜与结节位置特征参数 $\sin\theta$: 包膜质心与结节质心的连线与水平正方向所成夹角 θ 的正弦值。若存

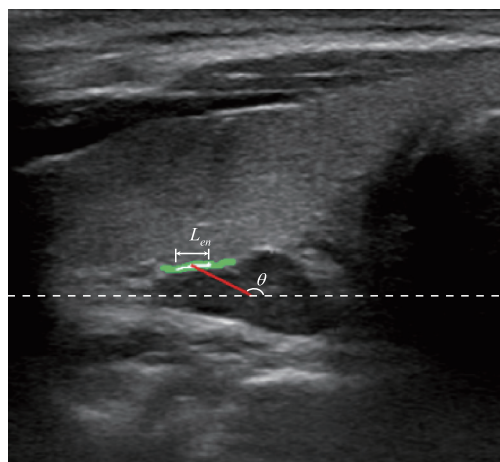


图5 包膜特征描述图

在包膜, $\sin\theta > 0$ 。其中,沿水平正方向转向质心连线的旋转角度,逆时针方向为正,顺时针方向为负。

2.3.2 结节与甲状腺相对位置特征提取及描述

甲状腺结节周围只有少部分甲状腺组织,而甲状腺结节周围大部分组织都是甲状腺。由图 1 可知甲状腺在超声图像中表现为较亮的均匀纹理,可以通过待识别结节周围区域的灰度均匀性和亮度来判断其周围组织是否为甲状腺,利用结节与周围甲状腺区域的相对位置特征识别甲状腺结节。

(1) 甲状腺判断

为了判断结节周围组织是否为甲状腺,获得 2.3.1 中形态学膨胀得到的结节边界环形区域外轮廓的最小外接矩形,将外接矩形周围区域划分为多个小正方形,每个小正方形的大小为 16×16 个像素,并从左下角的小正方形开始沿顺时针方向编号,如图 6 所示. 计算每个小正方形的孔隙度^[20]描述其纹理的均匀性,以此判

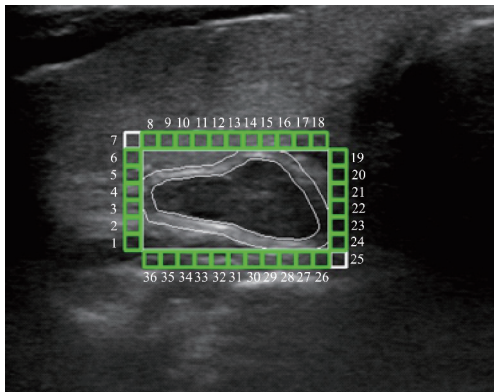


图6 最小外接矩形周围区域划分

断此区域是否为甲状腺.

采用盒柱平均值法^[21]计算每个小正方形的孔隙度. 用 $n(r, M)$ 表示边长为 r 、质量为 M 的滑动盒个数, $N(r)$ 表示滑动盒滑动总次数,则边长为 r 、具有质量 M 的滑动盒概率 $q(r, M) = \frac{n(r, M)}{N(r)}$. 该概率分布的一阶矩和二阶矩为

$$Z_1 = \sum Mq(r, M) \tag{9}$$

$$Z_2 = \sum M^2q(r, M) \tag{10}$$

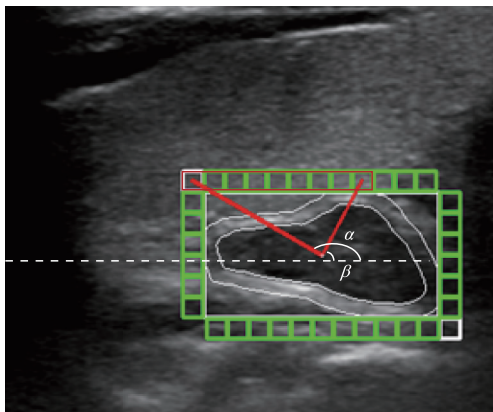
则小正方形的孔隙度定义为

$$\Lambda(r) = \frac{Z_2}{(Z_1)^2} \tag{11}$$

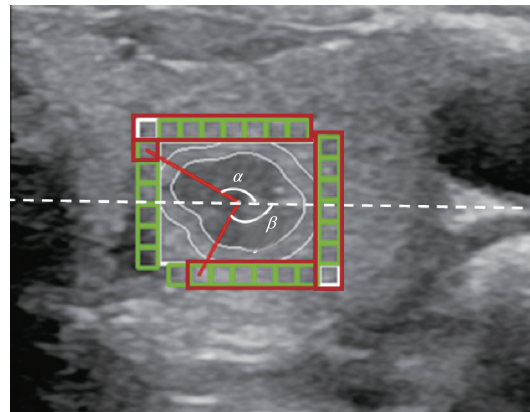
孔隙度越小,表示纹理越均匀,孔隙度越大则纹理越不均匀. 用上述方法计算图 6 中 36 个小正方形区域的孔隙度,结果如表 2 所示. 同时计算每个小正方形的灰度均值,设定孔隙度阈值 $\Lambda_{th} = 1.0121$,灰度均值阈值 $A_{th} = 70$,若小正方形的孔隙度值 $\Lambda \leq \Lambda_{th}$ 且灰度均值 $A \geq A_{th}$,则认为该小正方形是甲状腺.

表 2 小正方形孔隙度

编号	1	2	3	4	5	6	7	8	9
孔隙度	1.0371	1.0298	1.0212	1.0682	1.0634	1.0124	1.0072	1.0061	1.0077
编号	10	11	12	13	14	15	16	17	18
孔隙度	1.0053	1.0098	1.0068	1.0048	1.0055	1.0093	1.0124	1.0376	1.0374
编号	19	20	21	22	23	24	25	26	27
孔隙度	1.0786	1.1842	1.1208	1.0954	1.0808	1.0751	1.0537	1.0435	1.0214
编号	28	29	30	31	32	33	34	35	36
孔隙度	1.0316	1.0552	1.0266	1.0350	1.0995	1.0415	1.0524	1.0388	1.0809



(a) 甲状腺结节周围甲状腺组织



(b) 甲状腺结节周围甲状腺组织

图7 不同结节周围区域甲状腺判断

由于超声图像中斑点噪声的存在,按照上述判断条件,有的小正方形会被误判为非甲状腺,则若其相邻的两个小正方形都为甲状腺时,重新判定该小正方形也为甲状腺. 图 7 中红色方框是判定为甲状腺的小正

方形.

(2) 结节与甲状腺相对位置特征描述

结节与甲状腺相对位置特征描述参数如下.

(1) 甲状腺长度特征参数 L_{th} : 判定为甲状腺的小

正方形个数与总的小正方形个数之比。

(2) 结节与甲状腺相对位置特征参数 $\sin\alpha + \sin\beta$: 连续最大长度甲状腺区域的首末小正方形中心点与结节质心连线与水平正方向所成夹角 α, β 的正弦和, 如图 7 所示。若为甲状旁腺结节, 其正弦和值较大, 若为甲状腺结节, 其正弦和值较小甚至为负。

3 融合先验知识特征的甲状腺结节识别

3.1 基于 SVDD 的甲状腺结节识别方法

SVDD 利用核函数将原始数据转换到高维特征空间, 通过在高维特征空间中寻找最优超球体进行识别分类^[22]。本文首先融合提取的甲状旁腺结节的形态特征、纹理特征以及先验知识特征, 选用高斯径向基核函数将融合特征数据映射到高维特征空间, 通过训练样本得到一个最优超球体, 用于识别甲状腺结节。

n 个训练样本特征数据集记为 $\chi = \{x_i, i = 1, 2, \dots, n\}$, 待寻找的超球体记为 $B(a, r)$, a, r 分别为超球的球心和半径。构建超球体的问题可转化为二次优化问题:

$$\begin{cases} \min r^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i \\ \text{s. t. } \|x_i - a\|^2 \leq r^2 + \xi_i, \quad \xi_i \geq 0, 1 \leq i \leq n \end{cases} \quad (12)$$

式中, C 是惩罚参数, ξ_i 是松弛变量。惩罚参数 C 控制着支持向量的数量, C 过小会导致过拟合, 随着 C 增大, 支持向量数目逐渐减少, 会出现欠拟合^[23]。

构造 Lagrange 方程:

$$\begin{aligned} L(r, a, \xi_i, \alpha_i, \beta_i) = & r^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i - \sum_{i=1}^n \beta_i \xi_i \\ & - \sum_{i=1}^n \alpha_i \{r^2 + \xi_i - (x_i^2 - 2ax_i + a^2)\} \end{aligned} \quad (13)$$

式中, α_i, β_i 是拉格朗日乘子。

对 Lagrange 方程求偏导并令其等于 0, 将得到的等式代入 Lagrange 方程就可得到原问题的对偶问题:

$$\begin{aligned} \max_{\alpha} \sum_{i=1}^n \alpha_i (x_i \cdot x_i) - \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \alpha_i \alpha_j (x_i \cdot x_j) \\ \text{s. t. } \sum_{i=1}^n \alpha_i = 1, \quad 0 \leq \alpha_i \leq C, 1 \leq i \leq n \end{aligned} \quad (14)$$

用高斯径向基核函数 $K(x_i, x_j)$ 替代内积 $(x_i \cdot x_j)$, 将原始训练样本数据映射到高维特征空间中, 高斯径向基核函数 (RBF) 如下式:

$$K(x, y) = \exp(-\gamma \|x - y\|^2) \quad (15)$$

式中, γ 是 RBF 的宽度参数, 可以改变高维空间样本点之间的距离, 从而影响超球体的边界形状。 γ 过大易造成过拟合, 随着 γ 减小, 支持向量数目逐渐减少, 超球体边界出现欠拟合。

满足 $0 < \alpha_i < C$ 的样本点为支持向量, 对任一支持向量 x_k , 超球体的半径可根据下式求出:

$$\begin{aligned} r^2 = & K(x_k, x_k) - 2 \sum_{i=1}^n \alpha_i K(x_i, x_k) \\ & + \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \alpha_i \alpha_j K(x_i, x_j) \end{aligned} \quad (16)$$

对于疑似甲状旁腺结节, 其形态、纹理和先验知识特征融合构成的特征向量 z , 若其到超球体球心的距离小于或等于 r , 则该结节为甲状旁腺结节。

3.2 基于融合先验知识特征和 SVDD 的甲状旁腺结节识别方法实现

甲状旁腺超声图像特征提取及识别方法具体实现步骤如下:

- 步骤 1 利用文献[19]的分割方法实现甲状旁腺超声图像中的疑似甲状旁腺结节区域分割;
- 步骤 2 采用 2.1 节方法提取结节的形态特征;
- 步骤 3 采用 2.2 节方法提取结节的纹理特征;
- 步骤 4 采用 2.3 节方法提取结节的先验知识特征;
- 步骤 5 将上述 3 种特征串行融合, 利用 SVDD 分类器构建最优超球体模型, 实现甲状旁腺结节的识别。

4 SVDD 识别结果与分析

4.1 甲状旁腺结节识别准确率评价指标

选取准确率 (AC)、误检率 (FR)、漏检率 (MR) 和几何平均精度 (G) 评价甲状旁腺结节的识别结果。

(1) 准确率

正确识别结节数目与测试样本总数之比。反映了总体的识别准确率。

$$AC = \frac{TP + FP}{TP + TN + FP + FN} \quad (17)$$

其中, TN 代表错误识别甲状旁腺结节的个数; TP 代表正确识别甲状旁腺结节的个数; FN 代表错误识别非甲状旁腺结节的个数; FP 代表正确识别非甲状旁腺结节的个数。

(2) 误检率

错误识别的甲状旁腺结节个数与甲状旁腺总测试样本数之比, 反映甲状旁腺结节的识别错误率。

$$FR = \frac{TN}{TP + TN} \quad (18)$$

(3) 漏检率

错误识别的非甲状旁腺结节个数与非甲状旁腺总测试样本数之比, 反映非甲状旁腺结节的识别错误率。

$$MR = \frac{FN}{FP + FN} \quad (19)$$

(4) 几何平均精度

由于正负样本不均衡, 用几何平均精度 G 评价识

别方法的可靠性,定义为灵敏度和特异性乘积的算术平方根:

$$G = \sqrt{(1 - FR) \cdot (1 - MR)} \quad (20)$$

G 越接近 1,表明识别方法的可靠性越高.

4.2 SVDD 模型参数确定

基于超声图像的甲状腺结节识别采用 CPU 为 2.50GHz,内存 4G,操作系统 Windows10 的笔记本电脑在 MatlabR2017b 平台上完成. 本文样本数据均来自某医院介入超声医学科,共有 414 幅超声图像训练样本,包括 404 幅甲状腺超声图像和 10 幅非甲状腺超声图像,用于建立 SVDD 模型. 采用文献[19]的分割方法得到结节,按照本文的甲状腺结节特征描述方法提取样本图像的形态特征、纹理特征、先验知识的特征并

将其进行融合.

将 404 幅甲状腺超声图像分成十份进行十折交叉处理,其中 9 份作为训练集,用于建立超球体模型,余下 1 份和剩余的 10 幅非甲状腺图像作为验证集,用于确定最优模型参数及最优超球体模型. C 取 7^{-2} 、 $7^{-1.5}$ 、 7^{-1} 、 7^0 , γ 取 2^{-2} 、 2^{-1} 、 2^0 、 2^1 、 2^2 ,表 3 给出选取上述不同参数值时的训练结果, \overline{AC} 、 \overline{G} 为十次交叉检验准确率平均值和几何平均精度的平均值.

采用准确率和几何平均精度共同确定惩罚参数和核函数参数以建立最优超球体模型. 在十分位最大时的几何平均精度平均值中选取准确率平均值最大的参数组合作为模型的最优参数. 由表 3 可知当 $C = 7^{-2}$ 、 $\gamma = 2^{-2}$ 时,得到最优超球体模型.

表 3 融合特征 F 在不同条件下的训练模型

C	7^{-2}					$7^{-1.5}$				
	2^{-2}	2^{-1}	2^0	2^1	2^2	2^{-2}	2^{-1}	2^0	2^1	2^2
$\overline{AC}/\%$	86.698	86.667	85.603	84.988	76.433	84.587	84.367	84.863	84.892	76.619
\overline{G}	0.871	0.871	0.867	0.863	0.808	0.674	0.679	0.714	0.790	0.810
C	7^{-1}					7^0				
	2^{-2}	2^{-1}	2^0	2^1	2^2	2^{-2}	2^{-1}	2^0	2^1	2^2
$\overline{AC}/\%$	84.860	86.448	84.983	84.906	77.024	84.039	86.448	84.983	84.745	76.669
\overline{G}	0.618	0.682	0.693	0.795	0.812	0.564	0.682	0.693	0.790	0.810

为了比较先验知识特征对提高识别准确率的贡献,同时利用仅融合形状特征和纹理特征构成的特征向量进行甲状腺结节识别,采用上述超球体模型建立方法,最终确定当 $C = 7^{-2}$ 、 $\gamma = 2^{-1}$ 时,超球体模型最优.

4.3 不同特征融合的结果

基于上述训练样本建立的最优超球体模型,另采用 44 幅甲状腺超声图像和 10 幅非甲状腺超声图像作为测试样本,用不同的特征融合方法进行甲状腺结节识别,识别结果如表 4 所示. 从表 4 可知融合先验知识的融合特征比仅采用形状特征和纹理特征的融合特征识别准确率显著提高,漏检率显著降低.

表 4 不同特征融合在最优 SVDD 模型下的识别结果

融合特征	$AC/\%$	FR	MR	G
形态特征 + 纹理特征	87.037	0.068	0.400	0.748
形态特征 + 纹理特征 + 先验知识特征	94.444	0.045	0.100	0.927

5 结论

为了解决由于超声图像噪声及病人个体差异性导致的难以准确识别甲状腺结节的难题,本文基于甲状腺结节有包膜且位于甲状腺后方的先验知识提出

一种先验知识特征描述方法,提取疑似甲状腺结节的包膜特征和结节与甲状腺相对位置特征,并融合结节的形态特征和纹理特征,利用 SVDD 分类器进行识别. 识别结果表明,融合形态特征、纹理特征以及先验知识特征的识别准确率可达 94.444%,相比于仅利用形态特征和纹理特征识别准确率提高了 7.407%,漏检率降低了 30%. 本文提出的先验知识特征不仅能准确描述甲状腺结节特征,同时也避免了由于超声成像技术导致的噪声以及复杂背景对甲状腺结节识别的影响,有效提高了超声图像中甲状腺结节的识别准确率,减少误判,对辅助医生术前诊断具有重要参考价值.

参考文献

[1] Hedgeman E, Lipworth L, Lowe K, et al. International burden of chronic kidney disease and secondary hyperparathyroidism: A systematic review of the literature and available data[J]. International Journal of Nephrology, 2015, 2015: 1 - 15.

[2] Johnson N A, Tublin M E, Ogilvie J B. Parathyroid imaging: technique and role in the preoperative evaluation of primary hyperparathyroidism[J]. AJR Am J Roentgenol, 2007, 188(6): 1706 - 1715.

- [3] 李春芳,杨鑫,张旭明,等. 基于 MAP 的超声图像分解去噪算法研究[J]. 电子学报,2014,42(7):1291-1298.
Li C F, Yang X, Zhang X M, et al. MAP based ultrasound image decomposition and denoising method[J]. Acta Electronica Sinica, 2014, 42(7):1291-1298. (in Chinese)
- [4] Senchenkov A, Staren E D. Ultrasound in head and neck surgery: Thyroid, parathyroid, and cervical lymph nodes [J]. Surgical Clinics of North America, 2004, 84(4):973-1000.
- [5] 林其忠,余建国,赵暖,等. 乳腺肿瘤超声图像的特征分析[J]. 仪器仪表学报,2006(S1):744-746,752.
Lin Q Z, Yu J G, Zhao N, et al. Feature analysis of ultrasound breast tumor images[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2006(S1):744-746,752. (in Chinese)
- [6] Akkasaligar P T. Classification of medical ultrasound images of kidney [A]. IJCA Online Proceedings on International Conference on Information and Communication Technologies [C]. Kochi, India:ICICT, 2014, 3:24-28.
- [7] 雷一鸣,赵希梅,于可歆,等. 鲁棒的超声图像肝硬化识别方法[J]. 电子测量与仪器学报,2016,30(10):1460-1467.
Lei Y M, Zhao X M, Yu K X, et al. A robust method for cirrhosis recognition in ultrasound image[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2016, 30(10):1460-1467. (in Chinese)
- [8] 王昕,李亮,尹小童,等. 甲状腺结节超声图像多特征融合及识别[J]. 吉林大学学报(信息科学版),2017,35(06):650-655.
Wang X, Li L, Yin X T, et al. Multiple feature fusion and recognition of thyroid nodule ultrasound image[J]. Journal of Jilin University (Information Science Edition), 2017, 35(06):650-655. (in Chinese)
- [9] Ardakani A A, Gharbali A, Mohammadi A. Classification of benign and malignant thyroid nodules using wavelet texture analysis of sonograms [J]. Journal of Ultrasound in Medicine, 2015, 34(11):1983-1989.
- [10] Acharya U R, Chowriappa P, Fujita H, et al. Thyroid lesion classification in 242 patient population using Gabor transform features from high resolution ultrasound images [J]. Knowledge-Based Systems, 2016, 107:235-245.
- [11] Ghervan C. Thyroid and parathyroid ultrasound [J]. Medical Ultrasonography, 2011, 13(1):80-84.
- [12] 邵选,潘永海,吴成亮,等. 精细被膜解剖法原位保留甲状腺旁腺的临床应用[J]. 实用医学杂志,2009,25(13):2110-2111.
- [13] 陈金华,刘滨月,贾宝霞,等. 甲状腺腺瘤的超声诊断及漏误诊原因分析[J]. 实用医技杂志,2013,20(09):952-953.
Chen J H, Liu B Y, Jia B X, et al. Diagnosis and analysis the reason of missed diagnosis and misdiagnosis of parathyroid adenoma by ultrasound [J]. Journal of Practical Medical Techniques, 2013, 20(09):952-953. (in Chinese)
- [14] 丁世飞,齐丙娟,谭红艳. 支持向量机理论与算法研究综述[J]. 电子科技大学学报,2011,40(01):2-10.
Ding S F, Qi B J, Tan H Y. An overview on theory and algorithm of support vector machines [J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2011, 40(01):2-10. (in Chinese)
- [15] 杨金鸿,邓廷权. 一种基于单簇核 PCM 的 SVDD 离群点检测方法[J]. 电子学报,2017,45(4):813-819.
Yang J H, Deng T Q. A one-cluster kernel PCM based SVDD method for outlier detection [J]. Acta Electronica Sinica, 2017, 45(4):813-819. (in Chinese)
- [16] 陶新民,李晨曦,沈微,等. 基于密度敏感最大软间隔 SVDD 不均衡数据分类算法[J]. 电子学报,2018,46(11):2725-2732.
Tao X M, Li C X, Shen W, et al. The SVDD classifier for unbalanced data based on density-sensitive and maximum soft margin [J]. Acta Electronica Sinica, 2018, 46(11):2725-2732. (in Chinese)
- [17] 赵杰,祁永梅. 一种新的甲状腺肿瘤超声图像特征提取算法[J]. 光电工程,2013,40(9):8-15.
Zhao J, Qi Y M. A novel feature extraction algorithm of thyroid tumor ultrasound image [J]. Opto-Electronic Engineering, 2013, 40(9):8-15. (in Chinese)
- [18] Haralick R M, Shanmugam K, Dinstein I. Textural features for image classification [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1973, SMC-3(6):610-621.
- [19] 毛林,赵利强,于明安,等. 基于图像局部熵的混合水平集模型甲状腺旁腺分割[J]. 光学学报,2019,39(12):256-264.
Mao L, Zhao L Q, Yu M A, et al. Hybrid level set model for parathyroid gland segmentation based on local entropy of images [J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(12):256-264. (in Chinese)
- [20] Tolle C R, Mcjunki T R, Rohrbaugh D T, et al. Lacunarity definition for ramified data sets based on optimal cover [J]. Physica D: Nonlinear Phenomena, 2003, 179(3):129-152.
- [21] 季桂树,禹智夫. 分维和孔隙度在肝癌超声纹理识别中协同作用[J]. 计算机工程与应用,2013,49(02):211-218.
Ji G S, Yu Z F. Synergy between fractal dimension and lacunarity discriminating liver cancer form normal liver from ultrasonic images [J]. Computer Engineering and Applications, 2013, 49(02):211-218. (in Chinese)
- [22] 康红霞,黄树彩,凌强,等. 基于导弹尾焰特征谱的

SVDD 检测方法 [J]. 红外技术, 2015, 37 (08) : 696 - 700.

Kang H X, Huang S C, Ling Q, et al. A detection method based on spectrum characteristics of missile plume using

SVDD algorithm [J]. Infrared Technology, 2015, 37(08) : 696 - 700. (in Chinese)

[23] Brereton R G. One-class classifiers [J]. Journal of Chemometrics, 2011, 25(5) : 225 - 246.

作者简介



毛 林 女, 1995 年出生, 湖北随州人. 现为北京化工大学信息科学与技术学院硕士研究生, 研究方向为基于超声图像的甲状腺结节识别方法.

E-mail: 1244070607@qq.com



王 颖 女, 1969 年出生, 天津人. 现为中国科学院微电子研究所副研究员, 研究方向为机器视觉检测和图像分析.

E-mail: wangying@mail.buct.edu.cn



赵利强 男, 1982 年出生, 河南洛阳人. 现为北京化工大学信息科学与技术学院副教授, 研究方向为智能检测技术.

E-mail: zhaolq@mail.buct.edu.cn