

基于局部纹理特征的超声甲状腺结节良恶性识别

熊伟¹ 龚勋¹ 罗俊² 李天瑞¹

(1. 西南交通大学信息技术与科学学院, 成都, 610031; 2. 四川省医学科学院四川省人民医院, 成都, 610000)

摘要: 为了实现超声甲状腺结节的自动分类, 本文提出了一种利用局部纹理特征与多示例学习方法相结合以克服结节区域特征信息的重叠性。从感兴趣区域提取其局部纹理特征, 将感兴趣区域看作由所有局部特征构成的示例包, 再采用多示例学习方法中的 Citation- k NN 算法来实现对样本进行识别分类。实验结果表明, 本文方法对超声甲状腺结节良恶性识别具有较高的分类准确率, 且分类准确率达 85.59%, 可应用于甲状腺临床诊断并为其相关领域提供有效参考。

关键词: 图像分类; 多示例学习; 灰度共生矩阵; 甲状腺超声图像

中图分类号: TP301.6 **文献标志码:** A

Ultrasound Thyroid Images Classification Based on Local Texture Features

Xiong Wei¹, Gong Xun¹, Luo Jun², Li Tianrui¹

(1. School of Information Science and Technology, Southwest Jiaotong University, Chengdu, 610031, China; 2. Department of Ultrasound, Sichuan Academy of Medical Sciences, Sichuan Province People's Hospital, Chengdu, 610000, China)

Abstract: To accomplish the automatic classification of thyroid nodules, the local texture features combining with the multiple instance learning method is proposed to overcome the overlap of the thyroid nodules. The local texture features are abstracted from the region of interest which is taken as the instance package composed of local features. The citation- k NN algorithm of the multi-instance learning (MIL) method is adopted to classify samples of this paper. Experimental results show that the identification method has higher classification accuracy and the accuracy achieves 85.59%. It is expected to be applied to the clinical diagnosis of thyroid, and provide a valuable reference for other related domains.

Key words: image classification; multi-instance learning; GLCM; ultrasound thyroid image

引 言

目前, 甲状腺结节在临床中十分常见, 通过高分辨超声发现, 人群甲状腺结节的患病率为 18%~65%, 其中, 甲状腺癌占 5%~15%^[1]。B 超具有无创、动态和廉价等特点, 已成为甲状腺结节术前检查的首选方法^[2]。当前, 医学图像的临床分析主要通过医生对图像的定性判别来完成。使用的特征和诊断标准不同, 缺乏图像特征的定量度量以及视觉感知上的差异, 因此导致不同医生对于同一病例的诊断结果存在差异。

超声图像的分类已经被广泛地应用于肝脏、乳腺等处不同疾病的计算机辅助诊断中。但由于甲状腺癌生物学特征多变,多元性多种性质的结节并存,从临床表现和影像学特征上来观测病变的良恶性以及超声甲状腺结节良恶性的重叠性很难区别,使得普通超声成像在甲状腺疾病的诊断上的价值有限,因此,针对超声图像的甲状腺结节良恶性识别的研究具有重要的理论意义和实际价值。本文采用多示例学习方法来实现对样本进行识别分类。

多示例学习算法是被视为与强化学习、监督学习、非监督学习并列的第4种机器学习框架。作为一种特殊的监督性分类方法,多示例学习目前已经被成功用于药物活性预测、数据挖掘、图像检索、自然场景分类、文本分类和图像分类等领域^[3]。本文通过把多示例学习方法和纹理特征提取方法相结合并运用到超声甲状腺结节良恶性的识别中,实现对样本的准确分类。

近年来,多示例学习越来越多的被应用于计算机辅助诊断方面,文献[4]将CAD作为一个多示例学习问题进行研究,该多示例学习由少量正例包和大量负例包构成。和传统多示例学习假设一样,即正例包中至少包含一个正例,负例包中的示例均为负例。文献[5]将多示例学习方法用于肺癌图像的分类中,通过 Hausdorff 距离来计算示例包之间的相似度,从而将多示例特征映射到示例包特征,再利用 Adaboost 算法对所提取特征进行选择并构建分类器。

临床获取的超声甲状腺图像质量较低,主要体现在 Speckle 噪声严重、结节边缘模糊、边界不连续以及对比度较低。在文献[6]中使用尺度空间理论和反扩散函数的方法实现了图像去噪,在使用扩散过程平滑噪声之后引入反扩散恢复边缘。文献[7]通过对每一个甲状腺结节区域提取了基于灰度共生矩阵总共13维特征,然后利用 SVM, k NN 和 Bayesian 分类器实现了甲状腺结节的分类。Liu Bo 等人^[8]利用灰度共生矩阵来区分超声肿瘤的良恶性。本文首先通过分割方法得到肿瘤区域,即感兴趣区域(Region of interest, ROI)。然后在 ROI 区域选择均匀分布的像素点作为分类点,在每一个分类点的领域窗口中提取出灰度共生矩阵的属性值作为该分类点的特征值。最后通过对 ROI 区域中所有分类点的分类来实现肿瘤区域良恶性的分类。

1 局部纹理特征与多示例学习方法

1.1 灰度共生矩阵及其特征

一般情况下,结节内部回声^[9]可能有高回声、等回声、低回声、混合回声以及无回声等情况,回声的高低是甲状腺结节相对周围组织的回声强度而言。大多数情况下,良性结节和恶性结节的内部回声模式表现出相异性。同时由于超声图像的对比度和分辨率较低,且夹杂斑点噪声,不同人群的肿瘤大小、形状、位置等差异较大^[10]。由于全局回声模式内部结构非常复杂,构建全局回声模式模型非常困难。针对此情况,可以通过构建局部回声模型来解决该问题。在局部回声模式下,良性结节通常表现出均匀性,恶性结节通常表现为非均匀性,因此构建局部回声模型有利于结节的分类。内部回声通常表现为图像的纹理特征。本文首先把感兴趣区域 ROI 划分为大小相同的子区域,通过统计得到每一个子区域的灰度共生矩阵^[11],并获取该矩阵各种有代表性的属性值作为特征值,为后面的多示例包的构建做好准备。对图像纹理特征的描述分为统计描述方法和结构化描述方法,由于统计描述方法计算简单而被广泛使用,共生矩阵是一种常用的图像纹理统计描述方法。共生矩阵定义距离为 d ,方向为 μ 的灰度级 i 和 j 的联合概率密度,它不仅反映了灰度的分布特性,也反映了具有相同灰度级的位置分布特性,是有关图像灰度变化的二阶统计特征,其元素的定义为

$$Cd, \theta(i, j, d, \theta) = \# \begin{cases} ((x_1, y_1), (x_2, y_2)) | \\ x_2 - x_1 = d \cos \theta, \\ y_2 - y_1 = d \sin \theta, \\ I(x_1, y_1) = i, I(x_2, y_2) = j \end{cases} \quad (1)$$

式中: (x_1, y_1) 和 (x_2, y_2) 为图像块中的像素点, $I(\cdot)$ 为像素的灰度值, $\#$ 为满足条件的像素对的个数。本文提取 4 个方向 ($0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$), 4 个距离 ($d=1, 2, 3, 4$) 的 16 个共生矩阵, 为了减少计算复杂性并保存图像细节, 采用 16 级灰度值来计算共生矩阵, 并从灰度共生矩阵中提取出熵值 (Entropy)、对比度 (Contrast)、均匀性 (Uniformity) 和相关性 (Correlation) 等 4 个属性。其中, Contrast 用来测量一个像素和其周围像素的对比度; Correlation 用来测量一个像素和其周围像素的相关程度; Entropy 用来描述图像信源的平均信息量; Uniformity 用来测量一个像素和其周围像素的相似程度。对应的计算方式分别为式 (2~5) 所示。

$$UNI = \sum_i \sum_j \{p(i, j)\}^2 \quad (2)$$

$$ENT = - \sum_i \sum_j p(i, j) \log \{p(i, j)\} \quad (3)$$

$$CON = \sum_{n=0}^{Ng-1} n^2 \left\{ \sum_{i=1}^{Ng} \sum_{j=1}^{Ng} p(i, j) \right\} \quad (4)$$

式中: $|i-j|=n$ 。若图像纹理中反差大的像素点多, 则 CON 越大。对于粗纹理, $p(i, j)$ 较集中在主对角线附近, 对比度的值较小。

$$COR = \frac{\sum_i \sum_j f(i, j) * p(i, j) - \mu_x * \mu_y}{\sigma_x * \sigma_y} \quad (5)$$

式中: $p(i, j)$ 为归一化共生矩阵的元素; $\mu_x, \mu_y, \sigma_x, \sigma_y$ 分别为 P_x 和 P_y 的均值和方差。

$$P_x(i) = \sum_{j=1}^{Ng} P(i, j) \quad (6)$$

$$P_y(j) = \sum_{i=1}^{Ng} P(i, j) \quad (7)$$

以上这些特征反映了不同组织的回声特性, 在文献 [12] 中利用以上特征来对超声图像的纹理进行描述获得了较好的效果。

纹理特征提取的具体方法步骤为: (1) 计算每个窗口中距离, 分别为 $d=1, 2, 3, 4, \theta=0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ 的 16 个灰度共生矩阵。(2) 计算各个灰度共生矩阵的对比度、相关性、熵值、均匀度, 并将求得的每个灰度共生矩阵的 4 个特征值级联起来作为该窗口的纹理特征, 共有 64 个纹理特征。

1.2 多示例 Citation-kNN 算法

多示例学习由 Dietterich 等人 [13] 在关于分子活性预测问题的研究时首次提出。多示例学习可以这样描述: 训练数据集中每一个数据看做一个包, 每个包由多个示例构成, 每个包有一个可见的标签, 包中的示例没有可见的标签。如果包中至少包含一个标签为正的示例, 则包的标签为正; 如果包中所有示例的标签都是负的, 则包的标签为负。

Citation-kNN 算法的基本思想 [14] 是将 kNN 算法应用到包的层次上, 使用投票的方法对一未知包进行预测, 为了增加算法的鲁棒性, 在预测包的标记时不仅考虑这个包的 r 近邻 (离这个包距离最近的 r 个包) 的标记, 同时考虑将这个包作为 c 近邻 (离这个包距离最近的 c 个包) 的包的标记, 然后对投票结果进行统计。设 $A = \{a_1, a_2, \dots, a_i, \dots, a_n\}$ 和 $B = \{b_1, b_2, \dots, b_i, \dots, b_n\}$ 分别是是 2 个示例包, $a_i, b_i \in \mathbf{R}^d$ ($i=1, 2, \dots, n$) 为包中的示例, 然后通过 Hausdorff 距离 (Hausdorff distances, HD) 来计算多示例包之间的相似度, HD 的定义为

$$HD(\mathbf{A}, \mathbf{B}) = \max\{h(\mathbf{A}, \mathbf{B}), h(\mathbf{B}, \mathbf{A})\} \quad (8)$$

其中

$$h(\mathbf{A}, \mathbf{B}) = \max_{a \in \mathbf{A}} \min_{b \in \mathbf{B}} a - b \quad (9)$$

如果 $\mathbf{A}=\{1,2,3\}$, $\mathbf{B}=\{4,5,6\}$, 那么 $h(\mathbf{A}, \mathbf{B})=\max\{|1-4|, |2-4|, |3-4|\}=3$, 因此 $H(\mathbf{A}, \mathbf{B})=\max\{h(\mathbf{A}, \mathbf{B}), h(\mathbf{B}, \mathbf{A})\}=3$ 。

由于 HD 对于噪声比较敏感, 为了增强距离测量时抵抗噪声的能力, 对 HD 进行修正, 定义 $\min HD$

$$\min HD(\mathbf{A}, \mathbf{B})=\max\{h_1(\mathbf{A}, \mathbf{B}), h_1(\mathbf{B}, \mathbf{A})\} \quad (10)$$

其中

$$h_1(\mathbf{A}, \mathbf{B})=\min_{a \in \mathbf{A}} \min_{b \in \mathbf{B}} a-b \quad (11)$$

在实际应用中, Citation- k NN 算法是采用 $\min HD$ 来度量包之间的相似距离。它作为一种惰性学习算法, 没有显式的训练过程, 分类效率远高于多样性密度等算法^[15], 且便于采用相关反馈的方式将错分的包加到训练集中, 进一步提高分类准确率。

1.3 甲状腺结节多示例包

从 ROI 区域中选取均匀分布的像素点, 并以该像素点为中心选取该中心点及其邻域作为特征提取的区域范围。把从 ROI 区域中均匀分布的像素点中提取的特征值作为示例包中的示例, 提取完多个中心点及其邻域的特征后构建为多示例包, 从而构建 ROI 区域的局部特征描述模型。

对于每个中心点, 提取每个窗口 4 个方向 ($0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$), 5 个距离 ($d=1, 2, 3, 4, 5$) 的 20 个共生矩阵。每个 ROI 区域分为 5 个子区域, 这样每个 ROI 区域共产生 100 个矩阵。从灰度共生矩阵中提取出熵值、对比度、均匀性和相关性等 4 个属性。把从每个窗口提取的属性值作为一个示例的特征值。在示例标签未知的情况下, 示例标签和包标签相同。

多示例包中的数据格式如下: 示例名, 包名, 标签, 特征值……。每个包中包含有多个示例, 示例包中的数据格式如下: Inst1, Bag1, 0, 0.4, 0.5, ……; Inst2, Bag1, 0, 0.2, 0.3, ……; Inst3, Bag2, 1, 0.5, 0.7, ……; Inst4, Bag2, 1, 0.8, 0.9, ……。其中, Inst 是包中所包含的示例的标号, Bag 是示例包的标号, Bag 后面的 0 和 1 表示正负示例包的标签类别, 之后为各个特征值。

一个包被标记为正包, 当包中至少存在一个正示例, 否则被标记为负包。可作如下描述

$$f(B_i)=\begin{cases} 1 & G(VB_i, j)=1 \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (12)$$

其中 $G(\cdot)$ 为分类模型的中间函数。

图 1 表现了包和示例的关系, 多示例学习的过程就是通过模型对包及其包含的多个示例进行分析预测得出包的标签。

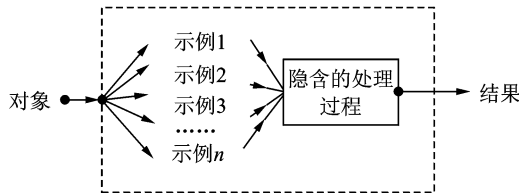


图 1 多示例学习过程

Fig. 1 Process of multi-instance learning

2 实验结果与分析

通过将提取的局部纹理特征与多示例学习算法相结合, 并利用各种多示例分类算法实现了超声甲状腺结节分类, 并与 SVM 和 Adaboost 算法的分类结果进行了比较。为了验证本文方法对医学超声图像分类的有效性, 本文采用四川省人民医院超声肿瘤科提供的临床图像甲状腺超声图像进行了分析处

理,所有的病例图像都经过专业医生的病理检验获取,在总共的 144 例病例中,其中 69 例为恶性,75 例为良性,所用的超声诊断仪为 Philips iU22 及 HDI 5000Sono 彩色超声诊断仪探头频率为 7~12 MHz,所用的图像均是由专业医生人工标注的 ROI 结果。

该方法性能的评价采用分类的准确率来定义,定义正确的分类率和错误分类的恶性病例个数称为真阳性(True positive, TP)和假阴性(False negative, FN),正确和错误分类的良性病例个数为真阴性(True negative, TN)和假阳性(False positive, FP),其中,敏感度(Sensitivity, SE)表示恶性病例被正确分类的概率,而特异性(Specificity, SP)表示良性样本病例被正确分类的概率,计算公式为

$$SE = TP / (TP + FN), SP = TN / (TN + FP) \quad (13)$$

总的分类准确率定义为

$$Accuracy = (TP + TN) / (TP + TN + FP + FN) \quad (14)$$

由于多示例学习方法中包括几种算法,为了确定哪一种算法在本实验中的效果最佳,分别采用了 4 种不同多示例学习算法和 SVM, Adaboost 算法对样本特征进行学习和分类。表 1 给出了各种分类算法的分类结果。

表 1 使用不同算法的分类结果

Table 1 Classification results of different algorithm

样本数(144)	多示例学习算法				SVM 分类	Adaboost 分类
	Iterdiscrim -APR	Citation- kNN	EM-DD	Instance- level SVM		
准确率/%	69.55	85.59	70.05	66.92	67.57	68.52
SE/%	72.32	82.58	75.75	68.05	72	64.5
SP/%	68.45	87.62	68.54	73.56	75	73.3

从表 1 可以看出,本文所采用的方法具有较高的准确率,实验结果表明采用局部纹理特征能很好地克服超声甲状腺结节良恶性的重叠性。局部纹理特征与多示例学习算法结合的准确率高于其他分类算法,其中 Citation-kNN 算法效果最好。多示例包中的示例与局部特征相对应,通过对众多示例的准确分类来实现对多示例包样本的准确分类,从而克服了甲状腺结节的重叠性。

3 结束语

甲状腺结节的良恶性识别需要综合运用临床、影像以及病理学相关方面的知识作为判别依据,对现阶段有效提高恶性结节治愈率至关重要。因此,本文将各类特征作为多示例包中的特征向量,采用多示例算法进行学习和分类,实验仿真结果表明,本文通过把局部纹理特征与多示例学习方法相结合较好地克服了甲状腺结节良恶性的重叠性。该方法对甲状腺结节超声图像具有较高的分类准确率,且准确率可达 85.59% 以上。后期工作将进一步统计局部特征的空间分布,并探讨扩展传统的多示例学习方法,使之符合医学图像结构复杂、良恶性特征相互重叠等特性。考虑甲状腺结节的边缘特征、结节内部的微钙化特征以及回声模式等特征与多示例学习算法相结合,有望继续提高甲状腺癌超声诊断率。

参考文献:

- [1] Polyzos S A, Kita M, Avramidis A. Thyroid nodules-stepwise diagnosis and management[J]. *HORMONES*, 2007, 6(2): 101-119.
- [2] 罗斌钰, 赵咏桔. 超声检查在甲状腺结节术前鉴别诊断中的作用——一项 2890 患者、4165 结节的超声病理分析[J]. *中华内分泌代谢杂志*, 2010, 26(4): 282-284.
Luo Binyu, Zhao Yongju. Role of ultrasonography in the preoperative differential diagnosis of thyroid nodules——an ultrasonographic-pathologic analysis for 2890 patients with 4165 nodules[J]. *Chin J Endocrinol Metab*, 2010, 26(4): 282-284.

- [3] Garcia S, Derrac J, Cano J R, et al. Prototype selection for nearest neighbor classification: taxonomy and empirical study[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(3): 417-435.
- [4] Bergeron C, Moore G, Zaretzki J, et al. Fast bundle algorithm for multiple-instance learning [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(6): 1068-1079.
- [5] Zhu L, Zhao B, Gao Y. Multi-class multi-instance learning for lung cancer image classification based on bag feature selection [C]// Proceedings of the 5th International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery. Shandong, China: IEEE, 2008, 487-492.
- [6] 唐金辉, 吴秀清, 王鹏伟. 基于尺度空间理论和反扩散函数的图像去噪[J]. 数据采集与处理, 2006, 21(3): 251-255.
Tang Jinhui, Wu Xiuqing, Wang Pengwei. Image denoising based scale space theory and anti-spread function [J]. Data Acquisition and Processing, 2006, 21(3): 251-255.
- [7] Nikita Singh, Alka Jindal. Ultra sonogram images for thyroid segmentation and texture classification in diagnosis of malignant or benign nodules[J]. International Journal of Computer Applications, 2012, 50(11): 43-49.
- [8] Liu B, Cheng H D, Huang J H, et al. Fully automatic and segmentation-robust classification of breast tumors based on local texture analysis of ultrasound images[J]. Pattern Recognition, 2010, 43(1): 280-298.
- [9] Xu C, Li J. Prince, snakes, shapes, and gradient vector flow [J]. IEEE Transaction on Image Processing, 1998, 7(3): 359-369.
- [10] Wagner R F, Smith SW, Sandrik J M, et al. Statistics of speckle in ultrasound B-scans[J]. IEEE Transactions on Sonics and Ultrasonics, 1983, 30(3): 156-163.
- [11] Robert M H, Shan K. Textural features for image classification [J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 1973, SMC-3(6): 610-621.
- [12] Ding J R, Cheng H D, Ning C P, et al. Quantitative measurement for thyroid cancer characterization based on elastography [J]. Journal of Ultrasound in Medicine, 2011, 30(9): 1259-1266.
- [13] Dietterich T G, Lathrop R H, Perez T L. Solving the multiple-instance problem with axis-parallel rectangles [J]. Artificial Intelligence, 1997, 89(1-2): 31-71.
- [14] Wang J, Zucker J D. Solving the multiple 2 instance problem: A lazy learning approach[C]// Proceedings of the 17th International Conference on Machine Learning. 2000, 1119-1125.
- [15] Maron O, Lozano-Pérez T. A framework for multiple-instance learning[C]// Advances in Neural Information Processing Systems 10. Cambridge, MA: MIT Press, 1998, 570-576.

作者简介:熊伟(1985-),男,硕士研究生,研究方向:医学图像处理,E-mail:xionw12345@163.com;龚勋(1980-),男,博士,副教授,研究方向:人脸三维建模与识别、智能信息处理、及其视觉等方面三维人脸识别;罗俊(1980-),男,硕士研究生,研究方向:甲状腺以及乳腺超声诊断;李天瑞(1969-),男,博士后,教授,研究方向:智能信息处理、数据挖掘、云计算、粗糙集、粒度计算以及数学模型等。

